

UNIVERSITÀ DI PISA



TESI MAGISTRALE IN INFORMATICA UMANISTICA

ItEm
spazi semantici vettoriali per
l'espansione semi-automatica di un
lessico emotivo

Candidato:

Laura Pollacci

Relatore:

prof. Alessandro Lenci

Correlatore:

prof. Dino Pedreschi

Dipartimento di Filologia, Letteratura e Linguistica

Anno accademico 2014-2015

Indice

1	Emotion Detection: Uno stato dell'arte	4
1.1	Sentiment analysis e Emotion detection	4
1.1.1	Metodologie comuni per la Emotion Detection	6
1.1.2	Teorie psicologiche	9
1.1.3	Lessici emotivi	11
1.1.3.1	ItEm - Italian Emotive Lexicon	16
1.2	Emotion detection su dati testuali	20
1.2.1	Caso di studio: NRC Emotion Lexicon (EmoLex)	22
1.3	Emotion detection sui social network	23
1.3.1	Emotion detection su dati di Twitter	24
1.3.1.1	Caso di studio: EmpaTweet	26
2	Espansione dell'Italian Emotive Lexicon	28
2.1	Dichiarazione di intenti	28
2.2	Basi del progetto	30
2.3	Metodologia	31
2.3.1	Identificazione delle keyword	32
2.3.2	Spazi vettoriali ed Espansione	33
2.3.3	Validazione	40
2.4	Valutazione dei risultati	43
3	Esperimento di Emotion Detection su tweet	48
3.1	Creazione del corpus e preprocessing	49
3.2	Metodologia	52
3.3	Validazione	59
3.4	Discussione dei risultati	67
4	Conclusioni e futuri sviluppi	70
A	Appendice	72
A.1	Top 5 Aggettivi, sostantivi e verbi	72
A.2	Precisione IRUN & IIRUN	74
A.3	Media Cos IRUN & IIRUN e differenza	75
	Bibliografia	76

Introduzione

L'utilizzo dei sistemi informatici è oggi sfruttato per processare grandi quantità di dati, quanto per comprenderne il contenuto. L'informatica è sempre più connessa alla linguistica al fine di indagare ciò che i dati rappresentano, ad esempio per determinare ciò che viene espresso in merito a una determinata entità. L'evoluzione di questo tipo di studio è rappresentato dal cercare di determinare la dimensione psicologica ed empatica di quanto preso in esame, come stabilire se ciò che viene espresso è positivo o negativo, lo stato emotivo di chi produce un messaggio - sia esso testuale, vocale o inerente alle espressioni facciali - o quali emozioni sono espresse da un'emittente o provocate in un ricevente. Questo tipo di indagini vengono condotte nei campi della Sentiment Analysis, dall'Emotion Detection e dell'Opinion Mining, che prevedono la determinazione delle opinioni e degli stati emotivi mediante un connubio di indagine psicologia e sistemi informatici. Studi di questo genere risultano appetibili per numerose applicazioni lavorative e hanno perciò determinato, negli ultimi dieci anni, un notevole interesse da parte di aziende ed enti, interessati a tracciare e monitorare, tramite sistemi automatizzati, la risposta degli utenti al loro prodotto e operato. Dato che la diffusione del Web 2.0 ha determinato la nascita di quella che può essere considerata una nuova era sociale, che include più di sette miliardi di utenti attestati al gennaio del 2015¹ (Dora, 2015), molte applicazioni sono create appositamente per poter studiare i dati provenienti dal web. Come già sottolineato da Ortega et al. (2013), in particolare, considerato lo sviluppo che hanno avuto le piattaforme di *social networking*, come Twitter², Facebook³, LinkedIn⁴ e MySpace⁵ - dovuto all'utilizzo quotidiano degli *smartphone* e delle *social media apps*, che permettono agli utenti di condividere opinioni, informazioni personali e notizie in qualsiasi luogo e momento - i social network sono il luogo di maggior interesse.

Nel panorama italiano, dopo una prima fase di dominio assoluto di Facebook, sta vivendo un periodo particolarmente florido il *social media* Twitter, che attesta un totale di circa 284 milioni di utenti attivi (Dora, 2015).

L'interazione su Twitter è costituita dai *tweet*, una specifica forma di micro-blogging basata su messaggi brevi di 140 caratteri, all'interno dei quali è possibile inserire uno o più tag, chiamati *hashtag*, che mettono in evidenza il topic del tweet, identificabili

¹Dati reperiti da Digital, Social Mobile 2015: *Tutti i numeri globali e italiani*.

²Sito Twitter www.twitter.com

³Sito Facebook www.facebook.com

⁴Sito LinkedIn <https://it.linkedin.com/>

⁵Sito MySpace <https://myspace.com/>

perché preceduti dal simbolo *cancelletto* (#). E' inoltre possibile « dirigere i messaggi specificamente a un altro utente» (Easley and Kleinberg, 2010) inserendo all'interno del tweet il `nome_utente` di chi si vuole citare preceduto dal simbolo *at* (@).

In Italia, soprattutto nel corso degli ultimi due anni, il social media Twitter è al centro delle notizie di attualità a causa del "dibattito" che si sviluppa al suo interno, a fronte del suo uso come veicolo di divulgazione e di espressione di intenti che ne fanno i principali politici italiani. Inoltre altri personaggi, non solo afferenti al panorama politico e comunque non solo di quello italiano, sono approdati sul network, come per esempio papa Ratzinger, papa Francesco, Barack Obama, numerosi artisti ma anche istituzioni, programmi televisivi e radiofonici. Sulla scorta di questi esempi, gli iscritti a Twitter sono fortemente aumentati e di conseguenza le interazioni, sempre più frequenti in un così vasto ed eterogeneo insieme di utenti, ha attirato l'attenzione dei gruppi di ricerca, che hanno cominciato a studiarne i contenuti, con particolare riguardo ai compiti di elaborazione e analisi del linguaggio naturale.

Nel primo capitolo, sarà fornita una panoramica sui fondamenti della Sentiment Analysis (SA) e dell'Emotion Detection (ED), materie che basandosi sull'elaborazione del linguaggio naturale, l'analisi del testo e i metodi di linguistica computazionale mirano a identificare ed estrarre le informazioni di tipo soggettivo e le emozioni. Nello specifico sarà approfondito il campo dell'Emotion Detection basata su dati testuali, mediante un lavoro di Mohammad and Turney (2013), con particolare attenzione allo studio nel contesto dei social network e di Twitter, per il quale sarà presentato uno studio condotto da Roberts et al. (2012). Si farà inoltre riferimento ai lessici emotivi, uno specifico tipo di risorsa utilizzato sia in Sentiment Analysis che in Emotion Detection, con una più approfondita digressione su ItEm (Italian Emotive Lexicon), il lessico emotivo di cui si descriverà il metodo utilizzato per l'espansione automatica nel corso del secondo capitolo di questa tesi.

Nel Capitolo 2 saranno esposti lo scopo, le basi, la metodologia e le problematiche affrontate per la costituzione di un metodo basato sull'annotazione manuale, mediante crowdsourcing, e sull'utilizzo degli spazi distribuzionali al fine di espandere il lessico emotivo di base attualmente incluso in ItEm. L'Italian Emotive Lexicon è un progetto sviluppato nell'ambito del Laboratorio di Linguistica Computazionale (CoLingLab)⁶ dell'Università di Pisa nel 2014, che trova realizzazione nella creazione del primo lessico

⁶Sito del Laboratorio di Linguistica Computazionale <http://colinglab.humnet.unipi.it/>

italiano costituito da soli termini emotivi.

Nel Capitolo 3 saranno invece presentati e discussi i risultati ottenuti nel corso dello svolgimento della metodologia creata e dall'esperimento eseguito sul social network Twitter.

Capitolo 1

Emotion Detection: Uno stato dell'arte

I social media hanno determinato un forte incremento non solo dello studio di nuovi tipi di linguaggio, ma anche dello studio delle emozioni che, lavori come quello di [Nussbaum \(2010\)](#) e [Dreon \(2010\)](#) definiscono come «probabilmente una condizione necessaria della nostra vita mentale». In particolare, mediante gli *approcci cognitivi*, il cui principio generale comune impone che le emozioni implicino giudizi di valore, materie come la Sentiment Analysis e l'Emotion Detection evidenziano i collegamenti tra emozioni e indagine psicologica, incentrando l'attenzione sulle cause delle emozioni, le loro manifestazioni e la relativa influenza nei processi quotidiani e, in questo caso specifico, delle interazioni sociali quotidiane.

1.1 Sentiment analysis e Emotion detection

Internet e i social media sono diventati fonti di conoscenza condivisa che contengono molteplici informazioni utili alla ricerca; campi come la Linguistica Computazionale, il Natural Language Processing (NLP) e l'Affective Computing identificano in queste nuove risorse fonti dalle quali trarre corpora di studio. Uno dei principali fini delle applicazioni di NLP è quello di distinguere tra linguaggio oggettivo e soggettivo, ovvero discernere tra linguaggio nel quale non vengono espressi gusti o opinioni dello scrittore e linguaggio nel quale sono espresse opinioni, valutazioni ed emozioni. Nonostante

entrambi i tipi di linguaggio siano ovviamente utili per i compiti di analisi testuale, il linguaggio oggettivo viene utilizzato principalmente per i task di Information Retrieval, mentre il linguaggio soggettivo diventa indispensabile nei compiti di analisi della soggettività, come quelli inerenti alla SA e alla ED. Gli elementi definiti come soggettivi sono espressioni linguistiche - ad esempio termini lessicali - che sono usati per comunicare opinioni, emozioni e speculazioni, che la ricerca tenta di riunire in appositi repertori linguistici, come dizionari e lessici che, per il contesto italiano, sono ancora fortemente limitati.

Nel 2001, nelle opere di Das e Chen sullo studio dell'atteggiamento degli utenti nei confronti dei prodotti di mercato (Pang and Lee, 2008), si attesta per la prima volta il termine *sentimento* in merito all'analisi testuale, al fine di determinarne la valenza psicologico-emotiva. Solo in tempi recenti è stata fornita una definizione al contempo più precisa ma più generica. Da questo presupposto nasce uno dei rami di ricerca più recenti nel campo dell'analisi della soggettività: la SA, metodologia che, mediante l'elaborazione del linguaggio naturale con metodi computazionali, mira a determinare valori di polarità - positiva, negativa o neutra - del testo preso in analisi. E' possibile sostenere che la SA consiste nel determinare il "tipo" di sentimento o l'atteggiamento di un parlante nei confronti di una entità bersaglio o *target* (Wiebe, 1994); dove per *atteggiamento* si può intendere un giudizio o una valutazione, uno stato del parlante o dello scrittore, nell'atto di esporre oppure la risposta suscitata nel lettore o nell'interlocutore, ovvero la previsione dell'impatto. Principio basilare è la ricerca di *keywords* che permettano l'identificazione di attributi (positivo, negativo o neutro) «tali per cui, una volta aggregate le distribuzioni di questi termini, diventa possibile estrarre l'opinione associata a ciascun termine chiave» (Ceron et al., 2014), con lo scopo di determinare e rendere possibile l'estrazione di valutazioni soggettive dal documento, sia esso scritto, vocale o misto.

Dal ramo più ampio della SA prende le mosse l'Emotion Detection che, nonostante non possenga ancora una definizione standardizzata, può essere definita, in linea con la spiegazione della SA, come la metodologia che, utilizzando i metodi computazionali per l'elaborazione del linguaggio naturale, ha come scopo la determinazione e individuazione dell'emozione - o delle emozioni - associabili ai termini o al testo preso in esame.

La determinazione della polarità e, ancora di più, il riconoscimento automatico delle emozioni possono risultare di grande utilità per la creazione o il miglioramento di

molteplici attività e applicazioni, come:

- Gestione e supporto nelle interazioni con i clienti, permettendo di agire in modo specifico a seconda dello stato emotivo del cliente;
- Supervisione e monitoraggio dei sentimenti e della risposta degli utenti nei confronti di personaggi (politici, dello spettacolo, ecc.), prodotti, istituzioni ed enti;
- Creazione di sistemi di risposta "intelligenti" che variano in base allo stato emotivo dell'utente, rispondendo in modo adeguato (giochi, sistemi di apprendimento, ecc.);
- Studio dei metodi di propaganda e coercizione;
- Miglioramento dell'"umanizzazione" di sistemi di intelligenza artificiale e robot;
- Miglioramento di sistemi di supporto e accessibilità, ad esempio dei sistemi di *text-to-speech*;
- Supporto e miglioramento nelle metodologie e tecniche di monitoraggio del terrorismo.

1.1.1 Metodologie comuni per la Emotion Detection

L'Emotion Detection, derivando i concetti di base dalla Sentiment Analysis, ne eredita gran parte delle metodologie e degli approcci. Due sono i principali metodi di classificazione, in accordo con lo studio condotto da [Kim et al. \(2010\)](#): *Categorical Classification* e *Dimensional Classification*.

- *Categorical Classification*: il metodo si avvale di categorie discrete, ad esempio liste di emozioni di base mutate dalle teorie emotive (trattate nel paragrafo [1.1.2](#)). Le emozioni, che possono essere raggruppate secondo specifici domini, sono caratterizzate da uno specifico set di funzioni. Per un esempio di ripartizione delle emozioni in domini, si esamini un caso ipotetico di un documento testuale afferente al contesto "educazione" o "istruzione"; le emozioni che possono essere prese in considerazione sono *noia*, *frustrazione*, *confusione*, *ansia*. Il vantaggio principale di questo metodo di classificazione risiede nella facilità di lettura dei tag emozionali e dei relativi risultati.

- *Dimensional Classification*: il metodo definisce le emozioni in due - al massimo tre - spazi dimensionali e per questo si può sostenere che la rappresentazione delle emozioni avviene in forma multi-dimensionale. L'insieme comune di dimensioni, rappresentate da valori di valenza, *arousal* ed eventualmente dominanza, definiscono gli stati emotivi. La dimensione della *valenza* rappresenta, alle estremità opposte di una scala di valori, la dicotomia tra emozioni positive e negative; la dimensione *arousal* contrappone e identifica gli stati di calma e di eccitazione; infine, se utilizzata la terza dimensione, la *dominanza*, essa identifica il grado di controllo sulla situazione esercitato dal soggetto.

Dato che non è attualmente stato definito uno standard, i sistemi automatici di analisi dei contenuti emotivi si basano su metodologie differenti, come la ricerca di specifiche emozioni che denotino i termini (Elliott, 1992), l'osservazione della tendenza a co-verificarsi di parole nell'esprimere determinate emozioni (Read, 2004), definizione e creazione manuale di regole (Neviarouskaya et al., 2009), apprendimento automatico dei sistemi (Alm et al., 2005). E' possibile, tuttavia, identificare in Sentiment Analysis e in Emotion Detection due macro metodologie: *machine learning*, metodologie basate sull'uso di algoritmi di apprendimento automatico per l'estrazione di dati e informazioni, e *rule based*, metodologie che si avvalgono di regole create *ad hoc* per il dataset oggetto di studio.

Il processo messo in atto dagli algoritmi di apprendimento automatico è schematizzabile in quattro fasi fondamentali:

1. *Analisi*: lo studio del testo prevede la suddivisione dello stesso in porzioni, che possono essere rappresentate da *MWE*¹ (*Multiword Expression*), modi di dire e analisi degli indicatori testuali;
2. *Addestramento*: fase di *training* durante la quale si addestra l'algoritmo su un corpus precedentemente annotato, in modo da testarne i risultati essendo in possesso di dati corretti.
3. *Annotazione*: fase di marcatura dei dati in base alla polarità, nei task di SA, o all'associazione **termine-emozione** per i task di ED;

¹Una multiword expression è un'unità lessicale costituita da una sequenza di due o più lessemi che presenta caratteristiche non desumibili dalle proprietà dei singoli componenti.

4. *Classificazione*: classificazione dei dati in base a valori di polarità o all'emozione, a seconda che il task afferisca rispettivamente alla SA o all'ED.

La principale risorsa computazionale di cui si avvalgono le analisi automatiche dei dati testuali è identificabile nei *Lessici Emotivi*, in letteratura tipicamente *Emotional Lexicon*: insiemi di parole singole e/o di MWEs che sono associate a valori di polarità (per la SA) o a emozioni (per l'ED) e a informazioni sulla misura stessa di questa associazione.

Nel riconoscimento automatico delle emozioni, così come in quello della polarità, due sono le tipologie di approcci: *supervisionati* e *non supervisionati*. La fondamentale dicotomia tra i due approcci è rappresentata dalla necessità dei supervisionati di ampi insiemi di dati che devono necessariamente essere annotati. Dato che le interpretazioni emotive possono essere ambigue e soggettive, per lo step di marcatura è buona norma, e talvolta necessario, il coinvolgimento di numerosi annotatori. L'annotazione del testo può avvenire su più livelli - parola, frase, paragrafo, sezione, o a livello di intero documento - a seconda del task e del tipo di dataset preso in esame. Negli studi di rilevamento della polarità il testo viene etichettato con polarità positiva, negativa o neutra; nel campo della ED il testo viene marcato in base a una o più emozioni, ed eventualmente alle relative intensità, definite nella teoria psico-emotiva adottata nello studio². Se presente anche un indice di intensità, esso è generalmente basato su una scala numerica, per la quale però non sono ancora presenti standard di riferimento.

Per i motivi elencati, il processo di annotazione può risultare particolarmente lungo e soprattutto costoso; la necessità di un processo di annotazione rende spesso preferibili gli approcci non supervisionati rispetto a quelli supervisionati, che invece non si avvalgono di interventi umani. L'ED, come la SA, trova punto di partenza nell'identificazione e ricerca di keyword - o frasi - associate o a un valore di polarità, nel caso della SA, o a una emozione, in ED.

²Per le teorie psicologiche si rimanda al paragrafo [1.1.2](#)

1.1.2 Teorie psicologiche

La prima trattazione scientifica riguardante le emozioni risale all'ultimo trentennio dell'Ottocento, con lo studio dal naturalista e geologo britannico Charles Darwin³, nel quale l'autore indaga la capacità degli animali, e al contempo delle persone, di provare emozioni.

In psicologia, gli inizi degli anni Ottanta del Novecento hanno segnato l'inizio di una fertile discussione teorica, che trova i principali protagonisti in R. Zajonc e R. S. Lazarus, circa le nell'ambito delle *teorie cognitive*, ovvero le concezioni psicologiche basate sull'assunto di un ruolo fondamentale della *cognizione* nella generazione delle emozioni. Lazarus sostiene che sia necessaria una valutazione della rilevanza degli scopi al fine di produrre una reazione emotiva, attraverso un approccio che può essere definito "dimensionale" nel quale le emozioni sono distinte in base alle dimensioni valutative (novità, piacere, potere sull'evento, etc.). Al contrario, Zajonc, sostiene che in seguito alla sperimentazione della sensazione, lo stimolo genera una immediata risposta emotiva. Il punto in comune delle differenti teorizzazioni cognitive è identificabile nel concetto di *radicalizzazione del concetto di componenzialità*, ovvero nella convinzione che quelle che alcuni studiosi identificano come *emozioni fondamentali* non sono altro che combinazioni di interpretazioni o valutazioni; a tal fine appare emblematica la definizione fornita da Ortony and Turner (1990) sul dogma delle emozioni primarie: «(...) una teoria dell'emozione del tipo aria, terra, fuoco e acqua». Da lato diametralmente opposto, le *teorie di base* o *fondamentali* suggeriscono classificazioni che mirano a identificare un insieme definito e limitato di emozioni universali e innate. A tal proposito, risultano fondamentali gli studi condotti da Ekman e Friesen sulle popolazioni di lingua Fore della Nuova Guinea sud-orientale che vivevano in completo isolamento, privi del contatto con il mondo evoluto. Questi studi hanno portato alla conclusione che «particolari espressioni facciali sono universalmente associate a particolari emozioni» (Ekman and Friesen, 1971) e sono in accordo con Plutchick (1980) in merito alla funzione delle emozioni primarie, definita come «[an] adaptive role in helping organisms deal with key survival issues posed by the environment». Basandosi sul fondamento secondo il quale «i sistemi cerebrali coinvolti nella mediazione della funzione sono gli stessi in diverse specie», teorizzato da Ledoux (1996), il concetto di emozione può essere esteso

³Ci si riferisce nello specifico al testo *L'espressione delle emozioni nell'uomo e negli animali* di Charles Darwin del 1872

a ogni organismo vivente e considerato come una risposta adattiva. In questo senso, l'attenzione non è concentrata sulla *risposta*, che può variare non solo da specie a specie ma anche da individuo a individuo, quanto sull'uguaglianza dello *stimolo* che suscita l'emozione.

La discussione sulle emozioni di base trae quindi le sue radici dal concetto di innatessa, esplorato principalmente da Ekman and Friesen (1971) e trova culmine nelle dissertazioni in merito all'individuazione, al numero e alla classificazione delle stesse, che Plutchik (1985) definisce come un problema di definizione. Le emozioni di base, come suggerisce il nome, sono le emozioni che si ritiene non possano essere generate a partire da altre e, al contrario, dalla combinazione delle quali - unitamente ai gradi di intensità - si sostiene sia possibile derivare tutte le altre. Questo tipo di emozioni sono riconoscibili e condivise da tutti gli uomini «a prescindere dalla cultura, (...) [e sono] causa delle origini evolutive» (Ekman et al., 1969); riprova ne è la presenza anche in soggetti che per varie motivazioni, come handicap o particolari condizioni sociali, non avrebbero potuto apprenderle.

Come affermato in precedenza, i task di Sentiment Analysis ed Emotion Detection si avvalgono di teorizzazioni mutate dalla psicologia per la classificazione dei dati. Appare ovvio che le uniche trattazioni a cui si può fare riferimento in questo senso sono quelle che prevedono un insieme predefinito e soprattutto limitato di emozioni, ovvero le teorie di base; nella maggior parte dei lavori, senza differenze tra lingue, sono usate le classificazioni di Paul Ekman o quelle di Robert Plutchick.

Le prime teorie di Paul Ekman si incentrano sulle espressioni facciali per dimostrare come le emozioni non siano influenzate da fattori socio-culturali, dato che sono presenti anche in sotto-culture che non hanno mai avuto contatti con altre civiltà. Inizialmente, la teoria psicologica di Ekman si basa sull'individuazione di sei emozioni primarie (*gioia, tristezza, rabbia, paura, disgusto e sorpresa*), che in Ekman (1992), l'autore estenderà, contraddicendo, in parte, l'assunto della non influenza del contesto sociale. La teoria di Ekman prevede, in ultima versione, *divertimento, disprezzo, contentezza, imbarazzo, eccitazione, colpa, orgoglio, sollievo, soddisfazione, piacere sensoriale e vergogna*. Come accennato, Ekman rivede la sua definizione di emozioni di base; si prenda in considerazione il *disprezzo*, che implica il coinvolgimento di almeno due attori, uno che prova l'emozione in oggetto in merito al comportamento o a una caratteristica di almeno un altro attore. Quando in studi di Sentiment Analysis o di Emotion Detection,

si è attestata l'adozione della teoria di Ekman come teoria di riferimento psicologica, è stata sempre considerata la "prima versione", costituita da sei emozioni.

Differente il punto di partenza delle teorizzazioni di Robert Plutchick; lo psicologo basa le sue indagini sulla natura evolutiva, concentrandosi sull'assunto che identifica ogni emozione come una risposta a un determinato stimolo esterno e che ha permesso la sopravvivenza e l'evoluzione degli animali. Le emozioni primarie identificate da Plutchick comprendono le sei individuate da Ekman nella prima teoria, con l'aggiunta della *fiducia* e delle *attese*, intese come anticipazioni e speranze. Secondo questa teoria ogni emozione è rappresentata da una catena di eventi che trova inizio nella percezione di uno stimolo primordiale, e finisce nell'interazione tra l'organismo che ha provato lo stimolo e lo stesso stimolo che ha scaturito la catena di eventi, come mostrato in Tabella 1.1. A ogni emozione è associato uno stimolo (e.g. un pensiero o una sensazione), sia esso interno o esterno, e una conseguente risposta appropriata dell'organismo che conduce - o dovrebbe condurre - al conseguimento dello scopo da esso desiderato. Al fine di comprendere meglio i meccanismi insiti nella teoria, si prenda in considerazione l'emozione *disgusto*: l'assunzione di un cibo inassimilabile (*stimolo*) genera nell'organismo il disgusto (*emozione*) che lo conduce a comprendere che ha assunto del veleno (*percezione*) e a stabilire che il comportamento più adatto è quello di vomitare (*comportamento*) al fine di espellere (*funzione*) il contaminante dal corpo.

Lo psicologo sostiene che le otto emozioni di base - *gioia*, *fiducia*, *paura*, *sorpresa*, *tristezza*, *disgusto* e *anticipazione* - formano quattro coppie di opposti: gioia-tristezza, rabbia-paura, fiducia-disgusto e anticipazione-sorpresa. Per questo motivo e per rendere esplicita sia la contrapposizione delle coppie che la loro intensità, organizza le emozioni in una ruota, denominata Ruota di Plutchik⁴ (Figura 1.1). Ogni emozione prevede diversi gradi di intensità, che ne determinano la "forza"; l'unione di due emozioni genera una terza emozione, denominata *diade primaria*.

1.1.3 Lessici emotivi

Lo stesso termine può evocare emozioni differenti in contesti diversi, così come l'emozione veicolata da un'intera frase non è banalmente derivante dalla somma delle emozioni associate alle singole parole in essa contenute (Mohammad and Turney,

⁴La Ruota di Plutchik è anche comunemente denominata Fiore di Plutchik a causa della sua forma. In questo contributo, si farà riferimento al termine Ruota dato che è l'unico attestato negli studi dello psicologo: «[...] arrangeable around an emotion-circle similar to a color-wheel» Plutchik (1991)

Stimolo	Percezione	Emozione	Comportamento	Funzione
ottenere un oggetto	<i>possesso</i>	gioia	trattieni e ripeti	ottenere risorse
membro di un gruppo	<i>amico</i>	fiducia	collabora	mutuo supporto
minaccia	<i>pericolo</i>	paura	fuggi	sicurezza
evento inatteso	<i>cos'è?</i>	sorpresa	stop	prendere tempo
perdita di un oggetto	<i>abbandono</i>	tristezza	piangi	riottenere risorse perse
oggetto inassimilabile	<i>veleno</i>	disgusto	vomita	elimina veleno
nuovo territorio	<i>esamina</i>	anticipazione	mappa	conoscenza del territorio

TABELLA 1.1: Tabella per l'individuazione delle emozioni nella prospettiva evolutiva di Plutchik

2013). Nonostante ciò, i lessici emotivi possono rappresentare utili risorse ai fini del funzionamento degli algoritmi di rilevamento delle emozioni. Attualmente nessuna lingua, ad esclusione di quella inglese, presentano una copertura qualitativamente alta e quantitativamente ampia di risorse di lessici emotivi. La costruzione di queste risorse, infatti, implica un considerevole costo e un notevole lavoro da parte di annotatori umani. Inoltre, dato che la connotazione psicologico-emotiva delle parole è un fenomeno culturale, che quindi presenta importanti differenze sia sull'asse diacronico che sul piano linguistico, appare evidente che non è possibile costruire una risorsa di questo tipo mediante la mera traduzione dei termini inclusi in un lessico creato per un'altra lingua. Tuttavia, è doveroso sottolineare che in ambito di ricerca, al fine di reperire un alto numero di dati in modo rapido ed economico, si sta affermando l'uso del *crowdsourcing*. Il termine, coniato da Howe e Robinson, è definito dallo stesso Howe. (2006) come l'atto di una società o di un'istituzione di prendere un compito, che solitamente è svolto dai dipendenti, e di affidarlo, mediante la formula dell'"invito aperto", a un rete, generalmente molto ampia, di persone. La funzione può essere svolta da un gruppo di collaboratori che cooperano tra di loro o da singoli individui, tuttavia, la premessa fondamentale consiste nell'invito aperto, che facilita considerevolmente la creazione di una rete di lavoratori il più ampia possibile⁵. Alcuni progetti di crowdsourcing ben noti

⁵ «[...] the act of a company or institution taking a function once performed by employees and outsourcing it to an undefined (and generally large) network of people in the form of an open call.

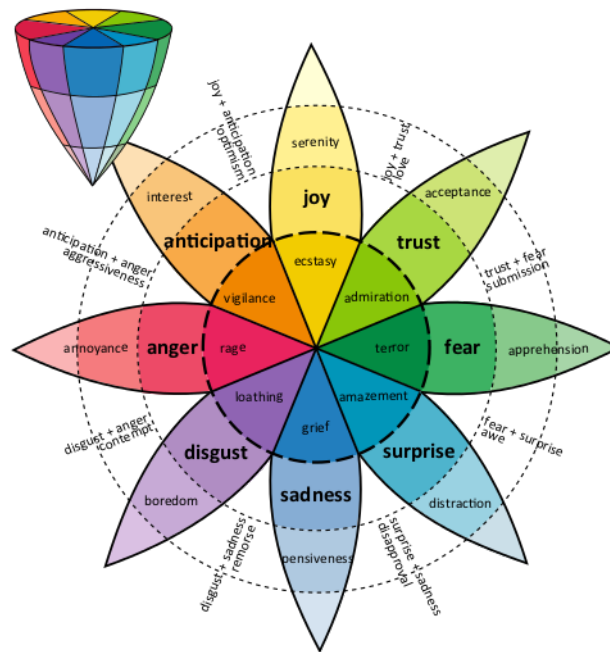


FIGURA 1.1: Ruota di Plutchik. In grassetto sono messe in evidenza le otto emozioni di base.

includono Wikipedia, Threadless, iStockphoto, InnoCentive, Premio Netflix e Amazon Mechanical Turk⁶.

Nonostante l'utilizzo di piattaforme di crowdsourcing rappresenti una serie di vantaggi per il task di SA e ED, primi fra tutti i bassi costi e la velocità del completamento dei compiti che manualmente risulterebbero molto lenti, devono essere considerate anche alcune sfide. Il compenso, infatti, può attirare persone non realmente interessate allo svolgimento del task, ma solo al guadagno; queste persone possono immettere informazioni casuali o deliberatamente sbagliate. Il controllo della qualità risulta quindi la problematica primaria. Per questo motivo le piattaforme di crowdsourcing mettono generalmente a disposizione alcuni sistemi o funzioni specifiche, come la possibilità di selezionare i possibili lavoratori in base a determinati requisiti (ad esempio il paese di provenienza), l'immissione di domande di controllo "infiltrate" nel compito stesso o da svolgere prima di iniziarlo, al fine non solo di dimostrare il reale interessamento ma anche le necessarie competenze. La seconda problematica è rappresentata dal

This can take the form of peer-production (when the job is performed collaboratively), but is also often undertaken by sole individuals. The crucial prerequisite is the use of the open call format and the large network of potential laborers.»

⁶Wikipedia: <http://en.wikipedia.org>, Threadless: <http://www.threadless.com>, iStockphoto: <http://www.istockphoto.com>, InnoCentive: <http://www.innocentive.com>, Netflix prize: <http://www.netflixprize.com>, Mechanical Turk: <https://www.mturk.com/mturk/welcome>

reperimento dei lavoratori, che dipende dall'attrazione esercitata dal task, dalla sua specificità, quanto dal compenso che sarà corrisposto. E' perciò buona norma rendere il compito e le relative istruzioni chiare e concise e prestabilire un compenso adeguato a quanto si richiede.

Alcuni contributi, come quello di [Mohammad and Turney \(2013\)](#) (il lavoro sarà trattato nel paragrafo 1.2.1) testimoniano come l'ausilio della conoscenza e del senso comune possa essere utilizzato per la costituzione di una risorsa, nel caso citato di 24.200 termini, che metta in relazione parole e emozioni.

In linea generale, il punto di partenza per la costituzione di un lessico emotivo è l'identificazione di parole *seed* (*parole seme*) o di parole fortemente associate alle emozioni, che possono essere espanse in un secondo momento mediante sinonimi o parole semanticamente simili.

La letteratura in materia presenta numerosi approcci che procedono mediante differenti criteri. Gli approcci di tipo semantico-lessicale hanno in comune il fondamento basilare «it is possible to infer emotion properties from the emotion words» ([D'Urso and Trentin, 1998](#)). I principali approcci si basano su tre fasi:

1. *Raccolta*: durante la fase di raccolta vengono determinati e reperiti i termini emotivi da diversi tipi di fonti, e.g. testi, dizionari, social network o parlanti;
2. *Contesti semantici*: vengono individuati i contesti semantici mediante termini fortemente associati alle emozioni (ad esempio *rabbia* o *gioia*) e termini simili dal punto di vista semantico in base al contesto, a cause emotive (e.g. "assassino") o a risposte emotive (e.g. "ridere") ([Ortony et al., 1987](#));
3. *Estrazione*: con l'ausilio di differenti procedure, tra cui *Multidimensional Scaling* (MDS, Scaling Dimensionale), trattato in [Young and Hamer \(1987\)](#), e l'*Analisi Fattoriale*, che mira a ridurre le variabili "latenti" di partenza⁷, vengono estratte le principali caratteristiche affettivo-emotive.

Indagini come quelle di [Ortony et al. \(1987\)](#) e [Strapparava and Valitutti \(2004b\)](#) mettono in luce alcune problematiche in questo tipo di metodologia. In merito alla fase di raccolta [Ortony et al. \(1987\)](#) suggeriscono che le parole emotive di base identificate non afferiscono a domini emotivi esclusivi, ovvero che i termini ricadono in diverse categorie.

⁷Per una trattazione più esaustiva si rimanda a [Nowlis and Nowlis \(1956\)](#)

Al fine di rendere più esplicito il concetto, si riportano dallo studio tre termini emotivi di base: "rabbia", "ostilità", "confusione". Queste forme appartengono a tre domini emotivi, rispettivamente al dominio delle emozioni (in accordo con le più accreditate teorie psicologiche, già trattate nel paragrafo 1.1.2), al dominio degli stati d'animo e infine al dominio degli stati cognitivi. [Strapparava and Valitutti \(2004b\)](#) sottolineano, per quanto riguarda le procedure adottate nella fase di estrazione, che analisi come quella fattoriale o lo scaling multidimensionale non sono in grado di trattare in modo differente i diversi sensi che uno stesso termine può assumere a seconda dei contesti in cui è inserito e delle altre parole con cui co-occorre.

Nonostante i loro limiti, i lessici emotivi risultano fondamentali al fine di valutare i metodi automatici per l'identificazione delle emozioni associate alle parole, che possono essere a loro volta utilizzati per generare un lessico emotivo di base o espandere, in modo automatico, lessici emotivi anche per le lingue che ancora ne sono sprovviste, qualora esse presentino fenomeni culturali simili, per i motivi esposti in precedenza. Molte lingue, infatti, non hanno ancora disponibili lessici emotivi appropriati principalmente a causa dell'alto costo e del notevole sforzo manuale per la loro creazione. Come evidenziato anche in [Mulcrone \(2012\)](#), i lessici non risultano del tutto sufficienti per la classificazione emotiva dei testi, infatti, studi come [Balahur et al. \(2011\)](#) mostrano come le emozioni non vengano espresse esclusivamente mediante l'uso di termini emotivi di base, ma che la maggior parte dei termini e dei relativi sinonimi sono inclusi in più di una classificazione emotiva, in accordo con [Mohammad and Turney \(2010\)](#). Questi tipi di termini presentano infatti significati emotivi ambigui e tendono a modificare la propria tipologia emotiva a seconda del contesto in cui sono inserite o degli altri termini con i quali occorrono.

Per quanto concerne la lingua inglese esistono numerosi lessici; di seguito saranno brevemente esposti i più usati in ED.

- The WordNet Affect Lexicon (WAL) ([Strapparava and Valitutti, 2004a](#)), estensione di WordNet DOMAINS ([Magnini and Cavaglià, 2000](#)) nella quale ogni termine è stato annotato manualmente con la relativa emozione. Sono state marcate alcune keywords con una delle sei emozioni di base della teoria di [Plutchik \(1991\)](#), quindi il lessico di base è stato ampliato inserendo i sinonimi di ogni termine presenti in WordNet ([Fellbaum, 1998](#)) taggati con la medesima emozione della keyword a essi associata.

- The General Inquirer⁸, lessico emotivo che si avvale dell'utilizzo di molteplici etichette di classificazione. La risorsa include 11.788 termini etichettati emotivamente e 182 etichette a livello di parola, come l'orientamento semantico.
- NRC Emotion Lexicon (EmoLex)⁹ (Mohammad and Turney, 2013), lessico recente creato con l'ausilio di Amazon Mechanical Turk¹⁰ che ha permesso la presentazione di un questionario con i termini target da annotare. Per ogni parola gli annotatori, comprovata la conoscenza del termine con l'ausilio di una domanda aggiuntiva, avevano il compito di fornire valori circa la polarità e l'associazione con una delle otto emozioni di base della teoria della cosiddetta *Ruota o Fiore di Plutchik* (Plutchik, 1991).

Nel contesto della lingua italiana, al mese di agosto 2015, non si attestano, almeno come risorse messe a disposizione della comunità di ricerca, lessici emotivi ad esclusione dell'Italian Emotive Lexicon ItEm), non ancora di pubblico accesso, sviluppato nel contesto del Laboratorio di Linguistica Computazionale (CoLingLab) di Pisa nel 2014.

1.1.3.1 ItEm - Italian Emotive Lexicon

Osservando la letteratura relativa all'Emotion Detection non si può fare a meno di notare come il panorama dei lessici emotivi risulti ancora fortemente limitato e che, soprattutto, la lingua italiana non è rappresentata. Con il desiderio di arricchire l'insieme delle risorse emotive, nel 2014, nel contesto del Laboratorio di Linguistica Computazionale dell'Università di Pisa è stato creato il primo lessico emotivo per la lingua italiana, l'Italian Emotive Lexicon ItEm)(Pollacci, 2014). La *pipeline* di costruzione risponde alla necessità di creare una risorsa economica, di semplice estensione e consultazione, versatile e indipendente, che permetta di essere utilizzata per tutti i tipi di task di Emotion Detection senza bisogno di variarne le caratteristiche strutturali. L'indipendenza del lessico riguarda la scelta di non mutuarne i termini da altre strutture. Motivo primario è la mancanza di lessici **termine-emozione** per l'italiano e l'impossibilità di tradurre parole incluse in lessici di altre lingue; inoltre la classificazione proposta da alcune autorevoli risorse non è compatibile con il tipo di risultato ricercato. Prendendo

⁸Sito The General Inquirer <http://www.wjh.harvard.edu/~inquirer/>.

⁹Per una più completa trattazione dell'NRC Emotion Lexicon si rimanda al paragrafo 1.2.1

¹⁰Servizio di crowdsourcing online nel quale, su compenso, gli utenti possono completare task resi disponibili da gruppi di ricerca o altri utenti (Mohammad and Turney, 2010)

in considerazione strutture gerarchiche, come quella su cui si fondano WordNet (Miller, 1995) e WordNet Affect (Strapparava and Valitutti, 2004b), risulta corretto affermare che "animale" è iperonimo, ossia termine di significato più ampio rispetto ad altri in esso inclusi, di "volpe" e quindi il tag emotivo associato all'iperonimo dovrebbe essere esteso anche all'iponimo. Volendo esaminare i significati di due frasi contenenti una l'iperonimo e l'altra l'iponimo, come *Quell'uomo è un animale* e *Quell'uomo è una volpe*, risulta palese che non sempre è corretto applicare lo stesso marcatore emotivo ad entrambi i termini e quindi alle frasi, in quanto, in italiano, i significati connotativi sono opposti. Si ritiene necessario sottolineare che non esiste un allineamento di significati connotativi tra differenti lingue: a seconda della lingua del lessico che si intenderebbe "tradurre", si potrebbero riscontrare marcature errate.

La risorsa è attualmente costituita da 347 termini fortemente associati con le otto emozioni di base presentate dalla teoria di Plutchik (*gioia, tristezza, rabbia, paura, disgusto, sorpresa, fiducia e attese*). La teoria è stata scelta (i) per la fondatezza nel panorama della ricerca psicologica; (ii) per il largo uso in ricerche di ED; (iii) per la completa copertura delle tre macro-categorie emotive (positivo, negativo e neutro); (iv) la rappresentatività e il bilanciamento delle emozioni ripartite nelle tre macro-classi, a differenza di altre teorie come quella di Ekman che rappresentano principalmente emozioni negative; (v) l'inclusione di emozioni di base individuate da altre teorie psicologiche, come le sei di Ekman, in favore di una visione più ampia; (vi) la possibilità di scendere nella profondità della teorizzazione al fine di indagare, in modo empirico, le possibili opposizioni tra emozioni, primarie e secondarie. Secondo la visualizzazione proposta da Plutchik (1991), la cosiddetta Ruota di Plutchik, l'unione di due emozioni di base adiacenti genera una terza emozione denominata *diade primaria*; e.g. sentimenti di *fiducia* insieme a sentimenti di *paura* generano *sottomissione*, ovvero una diade primaria.

La raccolta dei dati iniziali è avvenuta mediante l'applicativo LimeSurvey¹¹ e la collaborazione di sessanta volontari di madrelingua italiana, selezionati in base a un vincolo di età, al fine di ricevere marcature il più possibile eterogenee, ma al tempo stesso attuali e non obsolete. Ai fini della scalabilità del processo di annotazione, della correttezza dei dati richiesti - aggettivi, verbi e nomi fortemente associati alle emozioni della teoria di Plutchik - e del relativo bilanciamento, gli annotatori sono stati suddivisi in quattro macro-gruppi e, successivamente, ulteriormente ripartiti in tre differenti set.

¹¹LimeSurvey (o *PHP Surveyor*), è un applicativo multiplatforma che si occupa della realizzazione e presentazione di sondaggi e questionari online. Per maggiori informazioni si rimanda al sito ufficiale: <http://www.lime-survey.org/en/>

Delle 2400 entrate previste, rappresentate da cinque termini per una ognuna delle otto emozioni per ogni annotatore, sono state ricevute in totale 2364 parole, per un risultato finale di 2182 termini al netto dei possibili errori riscontrati¹².

Al fine di descrivere le differenze statistiche tra le categorie rappresentate, le emozioni e le associazioni **termine-emozione** le analisi si sono concentrate su due principali indici, *feature distinctiveness* e *cue validity*, che, rispettivamente, si riferiscono al numero di termini - o più in generale concetti - per i quali risulta essere valida una data caratteristica, e la probabilità condizionata di una feature di indicare uno specifico concetto. La definizione fornita da [Reed \(1972\)](#) «The validity of a cue as a predictor of a given category increases with the frequency that the cue is associated with this category and decreases with the frequency that the cue is associated with other categories» suggerisce che se una feature è distintiva di una data categoria - in questo caso di una data emozione - avrà massimi indici di distinctiveness e di cue validity e, in senso opposto, presenterà valori più bassi al crescere del numero di concetti nei quali è condivisa. Valori di feature distinctiveness sono stati calcolati per (i) termini ripartiti in categorie grammaticali, senza prendere in considerazione l'emozione di appartenenza; (ii) termini ripartiti esclusivamente in categorie grammaticali, senza tenere presente la parte del discorso; (iii) termini ripartiti per emozioni e ulteriormente in base alla parte del discorso. I risultati indicano che la maggior parte dei termini, analizzati in base alla categoria grammaticale di appartenenza, fanno riferimento a differenti emozioni o, eventualmente, sono presenti in solo due emozioni; questi dati testimoniano che i termini reperiti sono altamente rappresentativi dell'associazione **emozione-POS**. Rispetto ai precedenti risultati, se si prendono in considerazione i termini, senza considerare l'appartenenza grammaticale, si può osservare che un numero non trascurabile di termini è condiviso da più categorie emotive. Infine, i dati relativi alla distinctiveness per ogni categoria di classificazione (sia emozionale che grammaticale), la maggior parte delle features sono decisamente caratterizzanti nei confronti dell'emozione alla quale sono associati e non condivise. L'indice di cue validity include, rispetto a quello di feature distinctiveness, una valutazione della rilevanza della feature stessa, indica la probabilità condizionata, data una feature, di un concetto, ovvero la probabilità che osservando un dato termine si sia in presenza di una precisa emozione. Per i valori di cue validity si è proceduto

¹²Gli errori più comuni sono di (i) tipo grammaticale, ovvero l'inserimento di una errata parte del discorso rispetto a quanto richiesto; (ii) osservanza delle istruzioni, costituita dall'inserimento di parole già fornite dagli autori nelle descrizioni delle emozioni; (iii) attinenza all'emozione, incoerenza del termine inserito rispetto all'emozione di riferimento

in maniera analoga rispetto alla feature distinctiveness, ovvero sono stati valutati gli indici (i) relativi alle categorie emotive; (ii) alla classificazione grammaticale; (iii) alla ripartizione dei termini combinando le parti del discorso e le emozioni. I valori ottenuti per i termini in base alle emozioni attestano percentuali di probabilità comprese tra il 76% e il 94% che testimoniano una buona prototipicità delle feature per le classificazioni osservate; risultati simili e bilanciati sono presentati per la sola ripartizione in categorie grammaticali. In accordo con i valori ottenuti per le singole classificazioni, nella combinazione delle due, le features risultano essere distintive e prototipiche.

Ulteriori studi sul dataset ottenuto sono stati compiuti servendosi di indici statistici e probabilistici come *Chi-quadrato*¹³, che è stato eseguito in triplice versione, in linea con quanto svolto per feature distinctiveness e cue validity. Per le categorie emotive non sono state riscontrate discrepanze statistiche significative, ad esclusione di una lievemente più bassa rappresentazione delle *attese*; il test effettuato in base alle categorie grammaticali ha testimoniato che non vigono diversità statistiche; in ultima analisi non sono state riscontrate differenze dal punto di vista statistico per la distribuzione e ripartizione delle parti del discorso nelle varie emozioni.

Le ultime analisi hanno confrontato il dataset con la combinazione di collezioni di testi per verificare le eventuali differenze tra le frequenze derivanti da corpus; il super-corpus utilizzato è stato ottenuto concatenando i corpora La Repubblica (Baroni et al., 2004) e PAISA' (Piattaforma per l'Apprendimento dell'Italiano Su corpora Annotati) (Baroni, 2010). Per il confronto, non potendo avvalersi del test parametrico ANOVA (Analisi della varianza), si è scelto di adottarne uno equivalente ma non parametrico, ovvero che non implica parametri statistici come media, varianza, deviazione standard, il test di Kruskal-Wallis (KW), che è stato valutato per frequenza, feature distinctiveness e cue validity (ognuno triplicemente ripartito secondo la linea indicata precedentemente: emozioni, categorie grammaticali, combinazione di entrambi). I risultati ottenuti hanno sottolineato la presenza di differenze significative esclusivamente per quanto concerne la presa in considerazione delle sole emozioni.

¹³Il test Chi-quadrato mira a identificare se esistono differenze statisticamente significative circa il rapporto atteso tra le frequenze.

1.2 Emotion detection su dati testuali

L'Emotion Detection si occupa del riconoscimento delle emozioni su differenti tipi di dati di input, dato che le emozioni possono essere espresse mediante il discorso diretto, il parlato, le espressioni facciali e il testo scritto. Appare ovvio che a seconda dei tipi di dati di studio vengono applicate metodologie e processi anche molto diversi tra loro, specifici per il task da eseguire. Fino a pochi anni fa, la ricerca si è prevalentemente concentrata sul riconoscimento vocale e sul riconoscimento basato sulle espressioni e micro-espressioni del viso a discapito della rilevazione delle emozioni a partire da testo, che sta riscuotendo maggior interesse negli ultimi anni (Sebe et al., 2005). In questa trattazione ci si occuperà solo dell'ED applicato a dati testuali.

Il rilevamento degli stati emotivi da documenti testuali è un compito particolarmente impegnativo, in quanto le emozioni non sono sempre dichiarate in forma diretta o mediante termini che esprimono emozioni di base, ma devono essere inferite dal contesto o interpretate dall'interazione di concetti espressi nel testo. A tal proposito, si prenda in considerazione la frequenza con la quale è possibile trovare la frase "*Oggi provo gioia*", nella quale l'emozione è espressa con un termine emotivo di base, rispetto a quella di una frase come "*Oggi mi sento proprio bene*", nella quale l'emozione non è dichiarata in modo esplicito ma deve essere desunta interpretando l'occorrenza dei componenti.

Il problema del riconoscimento delle emozioni può essere formulato come segue: sia E l'insieme di tutte le emozioni, A l'insieme di tutti gli autori e T il set di tutte le possibili rappresentazione delle emozioni testuali. Sia r la funzione che esprime l'emozione e di un autore del testo t , e.g.: $r : A \times T \rightarrow E$, la funzione r rappresenta la risposta a tutte le possibili rappresentazioni delle emozioni testuali (Liu et al., 2009). Il problema principale nei compiti di riconoscimento delle emozioni da testo consiste non tanto nella definizione di E e T , quanto nella definizione dei singoli elementi e di sottoinsiemi di E e T . Per quanto riguarda il set T , nuovi elementi - ovvero nuove parole emotive - possono sempre essere aggiunte all'insieme, ma al contempo non sono state codificate classificazioni standardizzate di tutte le rappresentazioni delle emozioni a causa della natura complessa della psicologia umana e della relativa rappresentazione testuale (Shivhare and Khethawat, 2012). Il principale modello a cui si fa riferimento

con la formulazione sopra citata è genericamente definito come *modello keyword pattern matching* che può essere riassunto nel problema di identificare le occorrenze di parole-chiave predeterminate, generalmente derivanti da teorie psicologiche (trattate nel paragrafo 1.1.2), dato un set di sottostringhe in una determinata stringa di testo. Un aspetto da non sottovalutare nei modelli *keyword-based* è che essi sono totalmente basati sul set di parole chiavi da identificare nel testo, pertanto, frasi che non contengono termini presenti nel set non sono marcate. Appare palese che la mera ricerca di parole predefinite non può risultare esaustiva e tanto meno corretta nei task di ED. Si prendano a tal proposito in esame due frasi apparentemente molto simili:

1. *Oggi sono di buon umore.*
2. *Oggi sono felice e di buon umore.*

Entrambi le frasi dovrebbero esprimere la medesima emozione, e.g. *gioia*, ma la prima frase potrebbe essere ignorata da un eventuale algoritmo se l'unica parola etichettata come emotiva fosse *felice*. Per questo motivo, al fine di un più corretto e completo riconoscimento delle emozioni, risulta necessario applicare altre metodologie alla mera ricerca dei termini presenti nei lessici emotivi. Un processo generico e semplificato di modello di riconoscimento delle emozioni mediante *keyword* può essere rappresentato con il seguente schema:

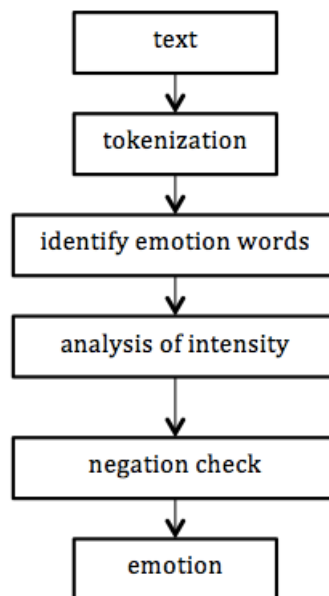


FIGURA 1.2: Schematizzazione della tecnica di riconoscimento delle emozioni *keyword-based* tratto da [Shivhare and Khethawat \(2012\)](#)

Come illustrato in Figura 1.2, un documento preso in input viene tokenizzato, ovvero scomposto in unità minime (*token*); identificati i token - che rappresentano generalmente parole - considerati come emotivi se ne studia l'intensità. Inoltre è possibile effettuare un controllo sulla presenza o assenza di negazioni, che potrebbero invertire l'emozione. Infine si associa la corretta classe emotiva a ogni termine emotivo. L'output restituirà quindi un elenco formato da parole considerate emotive marcate con la relativa classe emotiva.

La ricerca ha fino ad ora esplorato settori eterogenei di dati testuali, come romanzi (Mohammad, 2011), biglietti di suicidi (Pestian et al., 2012), titoli di notizie (Strapparava and Mihalcea, 2008) ed email (Mohammad and Yang, 2011).

1.2.1 Caso di studio: NRC Emotion Lexicon (EmoLex)

Il lavoro svolto da Mohammad and Turney (2013) è particolarmente interessante al fine di indagare le possibilità di utilizzo del crowdsourcing in SA e ED per la costruzione di lessici emotivi e di polarità ampi e di buona qualità, in modo rapido e con bassi costi.

La prima fase del lavoro è stata quella di raccolta dei termini, appartenenti alle classi grammaticali dei sostantivi, dei verbi, degli avverbi e degli aggettivi, e delle frasi per le quali volevano un'annotazione. Nello specifico, unigrammi e bigrammi sono stati tratti dal Macquarie Thesaurus, una parte dell'insieme è costituito da tutte le parole appartenenti al sottoinsieme delle emozioni di Plutchik (1991)¹⁴ che presentano al massimo due sensi nel WordNet Affect Lexicon (Strapparava and Valitutti, 2004a) e infine l'ultima parte dell'elenco è costituita dai termini reputati non ambigui (ovvero, con al massimo tre sensi) del General Inquirer.

Per ottenere le annotazioni è stata usata la piattaforma di crowdsourcing Mechanical Turk di Amazon, nella quale un *richiedente*, in linea con la definizione fornita da Howe. (2006), scompone un task in sotto-task, chiamati HIT, risolvibili indipendentemente. Dato che i *turkers* - i contributori - hanno la possibilità di cercare i task ai quali sono interessati mediante un sistema di ricerca di parole chiave specificando il compenso minimo richiesto, ogni richiedente specifica (*i*) alcune parole chiave rilevanti per il compito, (*ii*) il compenso per ogni turker e (*iii*) il numero di annotatori necessari per ogni HIT.

¹⁴Emozioni di base secondo Ekman: gioia, tristezza, rabbia, paura, disgusto e sorpresa

A seguito della fase di crowdsourcing, per ogni termine, è stata determinata la classe di maggioranza delle emozioni: data una coppia **termine-emozione**, la classe di maggioranza è rappresentata dalla classe che presenta un valore maggiore rispetto alle altre. Infine, per quanto riguarda la costruzione del lessico emotivo, è stata comparata la classe di maggioranza di ogni termine con l'emozione relativa al termine derivata dal WordNet Affect Lexicon. Tra le evidenze più interessanti, è possibile osservare che le parole in cui non c'è accordo tra emozione derivata dal WAL ed emozione fornita dagli annotatori, appare più affidabile quella ottenuta dagli annotatori, inoltre, per alcuni termini¹⁵, l'annotazione manuale ha fornito un'associazione congiunta di *rabbia* e *gioia*. L'annotazione - apparentemente dicotomica - conferma il fondamento secondo il quale parole usate in contesti diversi possono evocare emozioni diverse, anche opposte (Mohammad and Turney, 2013). Ad esempio, la parola *urlo* presenta questo duplice aspetto se si prendono in considerazione le frasi *Dammi un urlo se ti serve aiuto* e *Visto il rapinatore, ha tirato un urlo*. Procedura analoga a quella seguita per la costruzione del lessico emotivo è stata utilizzata per la costituzione del lessico di polarità.

1.3 Emotion detection sui social network

Con la diffusione dei social network, dei blog e dei micro-blog si rendono disponibili per i gruppi di ricerca grandi quantità di dati a fronte di costi sempre inferiori. Nonostante questa grande disponibilità di dati di libero accesso, sono molto limitati i task di riconoscimento delle emozioni e sono quasi esclusivamente compiuti su dataset costituiti da tweet. Uno dei pochi casi di studio non limitato a dati provenienti da Twitter, è compiuto da Thelwall et al. (2009) su MySpace, con lo scopo di dimostrare la possibilità di estrarre grandi quantità di dati provenienti da siti di networking per ottenere informazioni, seppur preliminari, sul ruolo sociale delle emozioni nelle comunicazioni informali testuali. Questo lavoro mira a determinare la presenza, ed eventualmente la misura, delle emozioni nei commenti di MySpace, mediante una combinazione di data mining, analisi testuale e requisiti degli utenti, come genere ed età. Basandosi su un dataset di circa 800 commenti pubblici di utenti statunitensi, annotati in modo supervisionato, è stato stimato un valore di "peso" di emozioni positive e negative. Le conclusioni dello

¹⁵Lista dei termini: *adjourn*, *credit card*, *find out*, *gloat*, *spontaneously* and *surprised*; rispettivamente: aggiornare, carta di credito, scoprire, compiacersi, spontaneamente e sorpreso

studio determinano che circa due terzi dei commenti espressi sono associati ad emozioni positive e solo una minoranza, circa il 20%, contengono emozioni negative; inoltre è possibile sostenere che gli utenti di sesso femminile tendono a ricevere e a produrre un numero maggiore di commenti positivi rispetto agli utenti di sesso maschile, mentre non vi sono differenze sostanziali per i messaggi di tipo negativo.

1.3.1 Emotion detection su dati di Twitter

Il panorama appare completamente diverso dal punto di vista del riconoscimento delle emozioni a partire da dati provenienti dal social network Twitter. Le cause della predilezione dei gruppi di ricerca verso Twitter sono da ricercare nella sua struttura (già descritta nell'Introduzione) e nel peculiare tipo interazione del network. In primo luogo, motivo di attrazione è stata la messa a disposizione di utenti e programmatori di *API*¹⁶ per il download di vari tipi di dati, e.g. tweet personali, tweet di specifici utenti, tweet dotati di determinati requisiti, ecc.¹⁷. La soglia dei caratteri nel testo permette di reperire, anche con un numero limitato di tweet, un dataset eterogeneo, dotato di testi afferenti a diverse emozioni. Unitamente al tweet sono messe a disposizione numerose informazioni "di contesto": dato un tweet è possibile reperire informazioni relative alla presenza del messaggio in altri tweet (fenomeno indicato con l'acronimo RT, *retweet*), numero di retweet, presenza di hashtag, geocoordinate, data e orario, lingua, numero di *followers*, fino addirittura al colore di sfondo del profilo dello scrittore. Appare ovvio che questo tipo di informazioni non sono tutte utili al task di riconoscimento dell'emozione, ma possono servire al fine di costruire dataset aventi particolari caratteristiche¹⁸. Infine, ruolo fondamentale è svolto dagli hashtag, che possono essere definiti come parole, o concatenazioni di parole, precedute dal simbolo "#" (cancelletto).

La prima attestazione di hashtag risale al 23 agosto 2007 ed è accreditata a un avvocato

¹⁶Con l'acronimo API (Application Programming Interface, trad. Interfaccia di Programmazione di un'Applicazione) ci si riferisce, in informatica, all'insieme di procedure rese disponibili ai programmatori, al fine di compiere un determinato compito all'interno di un certo programma. Per quanto riguarda la divulgazione delle API da parte delle compagnie proprietarie, esistono due linee di condotta, in quanto alcune le rendono parzialmente pubbliche mentre altre scelgono di non renderle disponibili per altri programmatori e utenti.

¹⁷Per una completa panoramica delle APIs attualmente rese disponibili dalla Twitter Inc. si rimanda alla pagina <https://dev.twitter.com/overview/api>.

¹⁸Per una lista completa delle possibili informazioni contestuali di uno dei servizi per il crawling, nello specifico TAGS di Google (<https://tags.hawksey.info/>), si rimanda alla pagina <https://tags.hawksey.info/news/list-of-tags-column-names-that-can-be-included-in-archive-sheet/>

di San Francisco, ma la vera popolarità è stata raggiunta nel 2009 nei messaggi di protesta in Iran in seguito alle elezioni presidenziali. Il social, che al 2009 non prevedeva un sistema di classificazione e raggruppamento dei tweet, ha riconosciuto le potenzialità degli hashtag, aggiungendo la funzione di link al tag. Durante gli anni successivi, rispettivamente 2010 e 2013, sono stati introdotti i *trending topics*, la lista degli hashtag più utilizzati, e i *trending topics localizzati*, che limitano le liste dei trend a specifici stati. Il successo di questo tipo di marcatura del testo, dal 2013, ne ha determinato l'adozione progressiva in numerosi servizi come Instagram Facebook e Google+, attualmente però con risultati limitati. La funzione principale è quella di riassumere il concetto basilare del testo in cui è inserito e di rendere più semplici le operazioni di reperimento dei singoli messaggi. In numerosi contributi sul web, grazie alla definizione che compare sulla relativa pagina di Wikipedia¹⁹, vengono comparati a dei link che hanno funzione di etichetta: «Sostanzialmente, sono dei collegamenti ipertestuali che fungono da etichette».

Tutti i vantaggi sopra elencati hanno determinato un ampio proliferare di ricerche, afferenti al campo della Sentiment Analysis come a quello dell'Emotion Detection, e di campagne di valutazione, tipicamente di Sentiment Analysis, anche per la lingua italiana, che si basano su dati testuali derivati da Twitter; tra le principali campagne si ricordano il SemEval²⁰ (Semantic Evaluation Exercises, International Workshop on Semantic Evaluation) e Evalita²¹ (Evaluation of NLP and Speech Tools for Italian).

I lavori compiuti fino ad oggi si sono concentrati prevalentemente sul campo del marketing, ovvero sull'identificazione dei sentimenti al fine di determinare la predisposizione dei consumatori nei confronti dei prodotti di mercato e del mercato azionario, come lo studio compiuto da Bollen et al. (2011). I metodi di ricerca applicati in ED dipendono da dataset molto ampi e assumono che le euristiche lessicali, usate per l'estrazione delle informazioni emotive, siano rappresentative dell'intero testo reperito. Si consideri in tal senso il lavoro di Pak and Paroubek (2010), che, usando come *query* le emoticon afferenti all'emozione *gioia* (e.g. :-)) e :D) e all'emozione *tristezza* (e.g. :-(e =(, si basa sull'ipotesi che i dati reperiti fungano da campione rappresentativo dei tweet esprimenti gioia e tristezza e possano perciò essere marcati con tali stati emotivi. Al contrario,

¹⁹Wikipedia, voce Hashtag <https://it.wikipedia.org/wiki/Hashtag>

²⁰Per maggiori informazioni si rimanda alla pagina dell'edizione SemEval2015 <http://alt.qcri.org/semeval2015/>

²¹Per maggiori informazioni si rimanda alla pagina dell'ultima edizione <http://www.evalita.it/>

studi più recenti, come EmpaTweet (Roberts et al., 2012), procedono cercando di limitare la quantità di dati da annotare manualmente, usando un set più ristretto ma al contempo dettagliato di emozioni.

1.3.1.1 Caso di studio: EmpaTweet

Lo studio compiuto da Roberts et al. (2012) risulta particolarmente esplicativo e allo stesso tempo riassuntivo dell'applicazione dei metodi di ED su dati testuali provenienti da Twitter, dato che ne sfrutta le caratteristiche strutturali. Lo scopo del lavoro è triplice: (i) confrontare le distribuzioni delle emozioni in dati annotati dagli autori con quelle individuate in altri corpora; (ii) creare un classificatore automatico per l'identificazione delle emozioni partendo da tweet, utilizzando il corpus annotato; (iii) fornire un'analisi dello stile linguistico prevalentemente utilizzato per esprimere le emozioni, al fine di ideare nuove tecniche di Emotion Detection che tengano conto delle teorie psicolinguistiche.

Dal punto di vista psicologico, è stata scelta la teoria di Plutchik (1991), che prevede sei emozioni di base, alle quali è stata aggiunta di una settima emozione, *amore*. Le emozioni sono state organizzate in un'ontologia (Figura 1.3) che ha reso chiare, soprattutto agli annotatori, le gerarchie e le relazioni tra le emozioni. Nonostante, per ammissione degli stessi autori, la scelta non renda il campione rappresentativo della popolazione, sono stati scelti 14 argomenti (ad esempio "Valentines Day" e "Palestinian Statehood") che sono ritenuti fortemente associati con le emozioni e al contempo evocativi; la motivazione è da ricercare nel desiderio di avere dati fortemente rappresentativi delle sette emozioni e ridurre drasticamente il numero dei possibili tweet senza valore sentimentale. Ognuno dei 14 argomenti è stato rappresentato con una lista di hashtag, ad esempio *ValentinesDay*: #valentine, #valentines, #valentinesday, #cupid; *Palestinian Statehood*: #palestine, #palestinestate, #palestinestatehood, #palestineun, #go-palestine, #freepalestine. In una fase successiva è stato eseguito il download dei tweet tramite API e la fase di *preprocessing*, che consiste, secondo una metodologia comune a molti lavori di questo tipo, nella rimozione della punteggiatura, degli hashtag e delle url. Durante la fase di annotazione, che è stata suddivisa in tre step, agli annotatori è stato possibile marcare ogni tweet con un numero illimitato di emozioni, eventualmente assegnando il tag *none* qualora il tweet non evocasse alcuna emozione. Durante il primo

step, *training phase*, sono stati coinvolti tre annotatori che insieme hanno etichettato i dati al fine di raggiungere uno standard di annotazione; nel secondo step, 1000 tweet scelti a caso sono stati annotati da altri annotatori per misurare l'*interannotator agreement*, ovvero l'accordo tra le valutazioni fornite dagli annotatori; infine, nel terzo step ogni annotatore ha svolto singolarmente il suo compito, per un totale di altri 5500 tweet marcati. L'analisi statistica dei dati dimostra una maggiore presenza del *disgusto* e della *gioia* e a seguire *rabbia*, *amore* e *tristezza*; *sorpresa* e *paura* sono invece scarsamente attestate. I dati reperiti sono stati confrontati con alcuni corpora, di lettere d'amore, di lettere di addio di suicidi e di lettere di odio, per poi analizzare i risultati statistici e valutare quali corpora hanno distribuzioni maggiormente simili.

Basandosi sul metodo di rilevazione delle emozioni esposto in [Roberts and Harabagiu \(2012\)](#) è stato sviluppato un metodo per annotare in modo automatico le emozioni nei tweet. Attraverso una serie binaria di sette classificatori SVM (*Macchine di Kernel*, in inglese Support Vector Machine)²², ognuno dedicato a una singola emozione, implementati sul software WEKA ([Hall et al., 2009](#)) con differenti *features* di riferimento²³, è stato creato un sistema di classificazione paragonabile a un *Multilabel Classifier*, che ha permesso di marcare ogni tweet con più di una emozione. In seguito, mediante LDA (Latent Dirichlet Allocation), e precisamente MALLET ([McCallum, 2002](#)), ogni tweet è stato trattato come un documento a sé stante: ognuno è stato associato in modo probabilistico con vari argomenti, dove ogni argomento è a sua volta composto da un insieme probabilistico di termini.

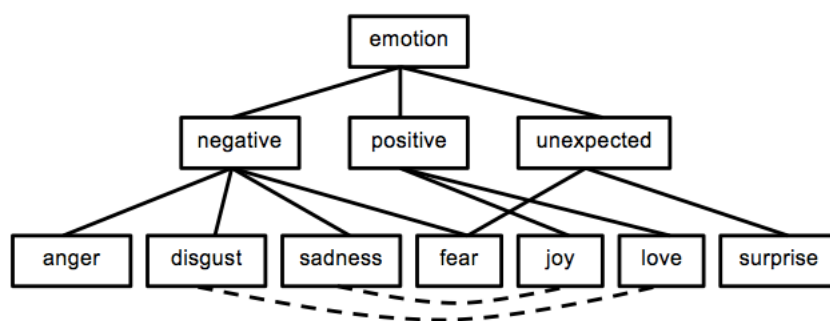


FIGURA 1.3: Ontologia presentata nel progetto EmpaTweet. L'ontologia rappresenta le sei emozioni di Ekman in aggiunta di "amore". Le linee continue indicano eredità, le linee tratteggiate indicano opposizione.

²²Le cosiddette macchine a vettori di supporto consistono in un insieme di metodi di apprendimento supervisionato utilizzati primariamente per la classificazione di *pattern*.

²³Le più comuni features utilizzate in questo tipo di task sono unigrammi, bigrammi e trigrammi, presenza di punti esclamativi o ripetizioni, etc.

Capitolo 2

Espansione dell’Italian Emotive Lexicon

Il progetto che ha interessato la genesi dell’Italian Emotive Lexicon si è concluso con la chiara volontà di avvalersi di quanto svolto per un consistente ampliamento; su questo desiderio si è basato l’impegno e il lavoro compiuto dell’ultimo anno nel contesto del CoLingLab dell’Università di Pisa.

La decisione di estendere il progetto iniziato e di portarlo a quella che può essere considerata una conclusione, almeno temporanea, dipende da molteplici motivazioni. *In primis*, i risultati ottenuti hanno evidenziato la presenza di basi incoraggianti per la futura espansione e, soprattutto, i test che sono stati condotti non hanno rilevato motivazioni statistiche valide per discriminare le emozioni prese in considerazione, né per variare la struttura del lessico creato. In secondo luogo si attribuisce grande importanza alla creazione del primo lessico emotivo per la lingua italiana, in un panorama di forte esiguità delle risorse di questo tipo. Infine, l’Italian Emotive Lexicon permette di inserire l’italiano tra le lingue attestate negli esperimenti di Emotion Detection e nel mondo delle risorse connesse alla materia.

2.1 Dichiarazione di intenti

Nonostante il lavoro da svolgere si fondi su una base preesistente, il punto di partenza è rappresentato dalla discussione in merito agli intenti, motivazioni e ai termini

con i quali si intende estendere ItEm. Il proposito conclusivo è ottenere una risorsa emotiva completa che permetta di svolgere task di Emotion Detection soprattutto su dati rappresentativi del lessico più attuale, quello dei social network, con particolare riguardo a quello presente in Twitter. Uno dei principali intenti è quello di raggiungere l'obiettivo avvalendosi di un algoritmo semi-automatico e quindi, indirettamente, di creare un metodo almeno in parte non supervisionato che permetta, partendo da dati testuali, di identificare termini fortemente emotivi.

Grande attenzione è stata posta sulla "tipologia" dei termini con i quali si intende estendere il lessico di base di cui si dispone. In questo senso, si può sostenere che le parole possono essere ripartite in due categorie fondamentali, *parole-stimolo*, che si possono identificare nelle parole che *suscitano* emozioni e parole che rappresentano una sorta di *effetto* (o *causa*) derivato da esse. Nell'ottica di questa dicotomia, lo scopo di questo lavoro consiste nel comprendere il contenuto emotivo di un testo, ovvero individuare i termini attraverso i quali l'autore ha espresso delle emozioni, e non l'effetto emotivo che il testo produce in chi lo legge, che risulta indipendente dalla volontà dello scrittore e del tutto soggettivo. Appare perciò palese che i termini appropriati per estendere la base lessicale esistente, dovranno appartenere alla categoria delle parole-stimolo, in quanto sono le uniche che forniscono informazioni sulla condizione emotiva di chi ha prodotto il testo.

Si osservino l'aggettivo *cupo*, afferente alla categoria dei termini-stimolo, e il sostantivo *gelato*: indipendentemente dalla parte del discorso di pertinenza, il valore emotivo che apportano alla frase nella quale occorrono è molto diverso. Reperire in un documento l'aggettivo *cupo* suggerisce che il significato connotativo che l'autore vuole esprimere è "tristezza", "malinconia", come nelle frasi "Nella stanza c'è una cupa atmosfera", "Lo sguardo cupo della madre"; al contrario, una frase nella quale appare il sostantivo *gelato* non fornisce alcun tipo di informazione circa l'intento dello scrittore, in quanto non risulta possibile risalire a un contesto emotivo, come in "Probabilmente si è sciolto il gelato", "Ho deciso di andare a mangiare un gelato". Dalle ultime due frasi non risulta possibile identificare alcuna volontà di espressione emotiva dello scrittore.

La definizione del problema e la conseguente scelta adottata hanno determinato il difficile compito di identificare, o eventualmente creare, un metodo che permettesse, dato un insieme di termini connessi con le emozioni, la discriminazione tra le due categorizzazioni.

2.2 Basi del progetto

La metodologia con la quale si è svolto il progetto trova riferimenti in tre principali contributi, identificabili nell'algoritmo di [Turney and Littman \(2003\)](#), nel lavoro di [Roberts et al. \(2012\)](#) e in quello di [Mohammad and Turney \(2013\)](#).

Lo studio presentato da [Turney and Littman \(2003\)](#) si concentra su ciò che [Hatzivassiloglou and McKeown \(1997\)](#) chiamano fattore valutativo, ovvero sull'*orientamento semantico* o *valenza*. L'orientamento semantico prevede un indice di direzione, che se positivo denota una valutazione positiva e se negativo denota una valutazione negativa, e un indice di intensità, che può assumere valore di lieve o forte. I due indici occorrono nella rappresentazione di coppie di parole come *bene/favoloso* (lieve/forte positivo) e *fastidioso/orrendo* (lieve/forte negativo). [Hatzivassiloglou and McKeown \(1997\)](#) hanno dimostrato che è possibile utilizzare l'orientamento semantico come valore discriminante al fine di identificare, in modo automatico, contrari e sinonimi vicini. In particolare sostengono che i sinonimi e i contrari presentano generalmente forti associazioni semantiche: precisamente i sinonimi hanno lo stesso orientamento semantico, mentre i contrari presentano orientamenti opposti. Questi assunti determinano l'ipotesi secondo la quale l'orientamento semantico di una parole tende a corrispondere con l'orientamento semantico dei suoi vicini - «the semantic orientation of a word tends to correspond to the semantic orientation of its neighbours.» - fondamentale per la sperimentazione compiuta da [Turney and Littman \(2003\)](#). Il lavoro si concentra sulla creazione di un metodo per inferire l'orientamento semantico utilizzando l'associazione semantica, mediante Pointwise Mutual Information (PMI) e Latent Semantic Analysis (LSA).

Lo studio proposto in EmpaTweet ([Roberts et al., 2012](#)) risulta interessante ai fini dell'espansione automatica di ItEm in quanto mette in luce la possibilità di sfruttare la struttura del social Twitter per semplificare il processo di crowdsourcing mediante l'uso degli hashtag. Individuato un insieme di topic considerati fortemente emotivi¹, gli autori hanno creato una lista appropriata di hashtag per ogni dominio², che è stata

¹Gli autori hanno individuato 14 domini: Valentine's Day, Lindsay Lohan, September 11th, 2012 U.S. Election, Egyptian riots, Palestinian Statehood, Super Bowl XLV, World Cup 2010, Christmas, DC/NY earthquake, Emmys, Eminem, Greek bailout

²Ad esempio, Valentine's Day: #valentine #valentines #valentinesday #cupid; Egyptian riots: #arabspring #tahir #tahrir #egyptianrevolution #egypt

utilizzata per comporre le *query*³ del *crawler*⁴. Questo processo ha permesso agli autori di ottenere un dataset di tweet già annotato con i topic scelti senza avvalersi dell'intervento di annotatori, coinvolti esclusivamente in una fase successiva del lavoro, per poter associare a ogni dominio una o più emozioni derivanti dalla teoria di Ekman and Friesen (1971). Il contributo ha fornito punti di riflessione che si sono rivelati estremamente importanti ai fini del progetto. Principalmente, la scelta di specifici domini determina un corpus fortemente emotivo, nel quale si hanno meno possibilità di ottenere dati nei quali non sono attestate emozioni.

Il lavoro svolto per la genesi dell'NRC Emotion Lexicon (Mohammad and Turney, 2013) - che è stato già trattato nel paragrafo 1.2.1 - è risultato particolarmente importante per quanto riguarda l'utilizzo del crowdsourcing al fine di costruire un lessico emotivo. Identificato un set di parole-seme fortemente emotive, esse sono state sottoposte all'annotazione manuale, mediante la piattaforma di crowdsourcing Mechanical Turk di Amazon. Il contributo degli annotatori ha fornito il termine di paragone con il quale sono state comparate le coppie `termine_emozione` derivate dal WordNet Affect Lexicon (Strapparava and Valitutti, 2004a). L'esempio fornito dallo studio suggerisce la possibilità, per quanto concerne l'espansione di ItEm, di utilizzare una piattaforma di crowdsourcing per ottenere, in un arco temporale molto breve, un corpus annotato con il quale effettuare la validazione dei dati ottenuti con metodi non supervisionati.

2.3 Metodologia

La metodologia adottata per lo svolgimento del lavoro riprende parte delle fasi del procedimento generalmente utilizzato nei modelli "keyword pattern matching", trattati nel paragrafo 1.2, ed è riassumibile in modo sommario nei seguenti tre punti cardine:

1. *Estrapolazione e Annotazione*: identificazione delle keyword da utilizzare per il reperimento del corpus mediante estrapolazione online e annotazione delle *seed-word*;

³Si definisce query un'interrogazione che un utente informatico rivolge, mediante uno specifico formato o linguaggio, tipicamente a un database al fine di reperire una specifica informazione.

⁴Si definisce crawler un software, denominato anche *spider* che ricerca informazioni in modo automatico sul web. I crawler sono generalmente utilizzati al fine di costituire grandi archivi o di reperire una grande quantità di dati.

2. *Spazi vettoriali ed Espansione*: scelta delle misure di associazione, creazione del modello semantico vettoriale ed espansione delle *seed-word*;
3. *Validazione*: validazione, mediante crowdsourcing, delle annotazioni emotive generate ed estratte automaticamente.

2.3.1 Identificazione delle keyword

Tenendo in considerazione lo scopo del progetto, ottenere un lessico che possa essere usato per task di Emotion Detection a partire da dati testuali provenienti anche dai social network, e la metodologia dei modelli keyword pattern matching, la prima fase del lavoro riguarda la necessità di ottenere un piccolo elenco di termini emotivi. Nel caso specifico, i lemmi devono essere fortemente associati a una o più emozioni di base identificate da Plutchik (*gioia, fiducia, rabbia, paura, tristezza, attese, sorpresa e disgusto*). Per il reperimento dei lemmi sono state usate quattro risorse: l'Italian Emotive Lexicon (per il quale si rimanda al paragrafo 1.1.3.1), WordNet (Fellbaum, 1998), WordNet Affect (Strapparava and Valitutti, 2004a) e il Dizionario Treccani Online⁵. Per quanto concerne i lemmi derivanti da ItEm sono stati estratti, per ognuna delle otto emozioni, quelli con *distinctiveness score* - inteso secondo la definizione fornita da Devlin et al. (1998)⁶ - uguale a 1. Questo procedimento ha permesso di ottenere lemmi afferenti a una sola emozione, che quindi si ritiene ne siano altamente rappresentativi. Infine, l'elenco è stato completando inserendo la traduzione delle otto emozioni di base annotate con l'emozione stessa: "joy" → **gioia** (*gioia*), "anticipation" → **attese** (*attese*), ecc..

La lista completa delle *seed-word* consta di 555 termini, ripartiti in tre parti del discorso (sostantivi, aggettivi e verbi), annotati con le otto emozioni di base, come riportato in Tabella 2.1.

⁵Dizionario Treccani Online reperibile alla pagina www.treccani.it/vocabolario

⁶La *distinctiveness* è duplicemente definita, nella letteratura specifica, come l'inverso del numero dei concetti nei quali la features appare (Devlin et al., 1998) e l'inverso del numero dei concetti all'interno, di una particolare categoria, nei quali la features appare (Garrard et al., 2001). In questo contributo, come nel progetto che ha riguardato la genesi di ItEm, non potendo limitare le categorie, si è scelto di adottare la prima definizione.

Emozione	N <i>seed-word</i>	Agg.	Sost.	Verbi
Disgusto	80	40	21	25
Paura	78	37	20	27
Tristezza	77	39	22	26
Rabbia	77	32	30	16
Fiducia	62	25	21	17
Gioia	61	19	26	19
Sorpresa	60	25	17	22
Attese	60	15	22	23

TABELLA 2.1: Distribuzione delle *seed-word* per ogni emozione, per ogni PoS, in ordine decrescente

2.3.2 Spazi vettoriali ed Espansione

Facendo riferimento all'algoritmo di [Turney and Littman \(2003\)](#), per determinare in modo automatico l'orientamento semantico delle parole-seme, risulta necessario un insieme di parole di cui calcolare la similarità semantica con le varie emozioni.

Per questo motivo sono stati estratti i 30.000 sostantivi, aggettivi e verbi più frequenti attestati nel corpus La Repubblica ([Baroni et al., 2004](#)) e in ItWaC ([Baroni et al., 2009](#)), che sono stati successivamente utilizzati per la matrice di co-occorrenza nello spazio semantico vettoriale.

E' necessario sottolineare che, a differenza del lavoro preso come riferimento, i punteggi non sono il risultato della similarità tra ogni nuovo vettore e l'intero insieme delle parole-seme. Nel procedimento adottato, per ogni coppia $\langle \text{emozione}, \text{pos} \rangle$, è stato costruito un vettore centroide tra vettori delle parole-seme appartenenti all'emozione e alla PoS prese in esame; in questo modo sono stati ottenuti un totale di 24 centroidi. L'associazione per ogni termine con un'emozione di base è stata calcolata mediante il coseno tra il vettore del termine e il vettore centroide dell'emozione.

Un problema principale al fine di identificare parole atte a espandere il lessico ItEm, consiste, nel riuscire a discernere quelli che sono stati definiti *termini-stimolo*. La soluzione adottata è derivabile dalla dimostrazione fornita da [Hatzivassiloglou and McKeown \(1997\)](#), secondo la quale sinonimi e contrari presentano associazioni semantiche forti, congiunta all'assunto proposto da [Turney and Littman \(2003\)](#), per cui l'orientamento semantico di un termine tende a corrispondere con quello dei suoi vicini. Le rappresentazioni semantiche, che sono basate sugli spazi distribuzionali, sono state utilizzate per numerosi compiti, tra i quali l'individuazione di coppie di termini sinonimi e la determinazione di valori di similarità semantica. L'ipotesi che si intende dimostrare

è che prendendo in considerazione un termine-stimolo, in questo caso le otto emozioni di base e i relativi sinonimi, come riferimento è possibile determinare l'emozione di un secondo termine, mediante lo spazio semantico.

I modelli semantici, noti come *word space models* sono fondati sull'accostamento tra le proprietà del significato e proprietà dello spazio determinando il concetto secondo il quale il lessico è uno spazio semantico di parole. Rappresentano la traduzione pratica dell'ipotesi distribuzionale, ovvero l'ipotesi che il comportamento semantico delle parole sia caratterizzato dalla distribuzione statistica che le parole assumono nei contesti, «erede di una tradizione associazionista e combinatoria che assume come chiave fondamentale per l'esplorazione dello spazio semantico di una parola la ricostruzione delle modalità con le quali essa si combina con altre parole» (Benotto, 2013).

In questo paradigma semantico il lessico è paragonabile a uno spazio geometrico nel quale gli elementi costitutivi, che sono rappresentati dalle parole, sono tra loro separati in base alla loro similarità semantica, che costituisce quindi la distanza. L'intervallo tra le parole è basato sul concetto secondo il quale più due termini ricorrono in domini linguistici simili, più sono semanticamente simili ed viene calcolato attraverso misure statistiche di co-occorrenza delle parole stesse in un corpus.

Nonostante la realizzazione di uno spazio semantico distribuzionale possa variare a seconda dello scopo al quale deve assolvere, è possibile riscontrare un principio basilare comune che assume che calcolare la similarità semantica tra due parole equivale a valutare la sovrapposizione tra contesti linguistici nei quali i termini ricorrono.

In generale è possibile sostenere che uno lo spazio semantico è comparabile a uno spazio geometrico. In uno spazio geometrico ogni punto al suo interno è definito mediante coordinate, ovvero mediante un vettore di n numeri che ne definiscono la posizione rispetto agli assi cartesiani, ovvero le dimensioni dello spazio. Analogamente, il contenuto semantico di una parola è definito nello spazio semantico mediante coordinate determinate da tutti i domini linguistici in cui la parola presa in esame può attestarsi. Dal punto di vista formale, un word space models è determinato dalla quadrupla $\langle T, B, M, S \rangle$ dove T è l'insieme delle parole target nello spazio; B definisce le dimensioni dello spazio e contiene i contesti linguistici; M è la matrice di co-occorrenza che definisce i vettori per ogni parola in T ; S è la misura della distanza tra le parole nello spazio. L'esempio di matrice riportato in Tabella 2.2, tratto da Lenci (2009), riassume il concetto di co-occorrenza di parole in un dato contesto. Nello specifico caso, il valore numerico espresso nelle celle è la frequenza con cui si verifica la

	dire	mangiare	aprire	pensare	repubblica	gustoso
ministro	6	2	5	4	1	0
presidente	10	3	2	3	7	0
torta	0	4	2	0	0	3
panino	0	7	0	0	0	1

TABELLA 2.2: Esempio di matrice di co-occorrenza tra parole

co-occorrenza della parola (ad esempio *panino*) in uno specifico contesto (ad esempio *mangiare*). Come è possibile notare se la parola *panino* ricorre 7 volte nel contesto di *mangiare*, non è invece attestata nei contesti *repubblica* o *pensare*.

L'assunto basilare risiede nella convinzione che se le parole tendono a combinarsi tra elementi simili, in una rappresentazione spaziale, tenderanno ad essere più vicine; è possibile, perciò, rappresentare ogni termine come un vettore a n dimensioni, dove ciascuna dimensione rappresenta il numero di occorrenze del termine in un contesto definito da B . Ogni parola target in T è rappresentata in ogni riga della matrice M e ogni colonna corrisponde agli elementi in B , ovvero alle dimensioni; ogni cella della matrice è quindi la frequenza di co-occorrenza di un termine in un dominio. Una delle principali differenze tra modelli di spazi riguarda la definizione della base B , ovvero delle dimensioni dello spazio. Genericamente una parola w_x target è rappresentata come un vettore v costituito dalle dimensioni $d_{x,y}$ che rappresenta il numero di occorrenze di w_x con w_y in ogni loro combinazione, $\langle w_x, w_y \rangle$ e $\langle w_y, w_x \rangle$. Lo spazio S , che come detto definisce la distanza tra due parole, è calcolato a partire dalla comparazione dei vettori relativi alle due parole prese in esame con tutte le dimensioni. La vicinanza spaziale, spesso espressa dal coseno (Formula 2.1) dell'angolo formato dai due vettori (indicati nella Formula 2.1 con A e B), tra due parole nello spazio e quindi la similarità semantica, è determinata da un alto numero di dimensioni per i quali le due parole, e quindi i relativi vettori, presentano valori simili.

$$\cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (2.1)$$

Se l'angolo tra due vettori è 0° e quindi essi risultano geometricamente allineati, il coseno corrisponde a 1 e quindi si ha il massimo valore di similarità tra le due parole, al contrario, se l'angolo è approssimativamente 90° , e quindi i vettori sono pressappoco ortogonali (indipendenti tra loro), il coseno avrà valore 0, che rappresenta il valore minimo di similarità, quindi la sua assenza. Il coseno misura quanto due parole siano simili:

due parole vicine in uno spazio semantico sono considerate come parole che presentano simili distribuzioni statistiche nei medesimi domini linguistici in cui sono attestabili. È necessario sottolineare che il vettore di una parola ha, come unica funzione, quella di determinare la posizione spaziale e la relativa distanza in uno spazio, ma non veicola alcuna informazione sul valore semantico. «È l'ipotesi distribuzionale che realizza l'analogia tra questa similarità di distribuzioni e la similarità sul piano del significato. In altri termini, l'ipotesi distribuzionale fornisce alla metafora del "significato nello spazio" la sua forza costitutiva, interpretando lo spazio distribuzionale come uno spazio semantico, ovvero uno spazio che definisce il contenuto semantico delle parole che lo popolano.» (Lenci, 2009).

Tenendo presente la metodologia adottata e presentata da Polajnar and Clark (2014), per ogni termine sono stati determinati i contesti, ovvero sono stati presi in considerazione i termini presenti all'interno di una finestra di 5 parole centrata intorno a ogni termine target $\langle w \rangle$, e, al fine di costruire lo spazio semantico vettoriale, ne è stata valutata la rilevanza usando una misura di associazione, la *Pointwise Mutual Information* (PMI). Per ogni termine per il quale si vuole determinare un'associazione emotiva, sono stati quindi selezionati i primi 240 contesti.

Una misura di associazione può essere definita genericamente con un valore atto a quantificare la forza di attrazione di collocazioni, ovvero frequenti co-occorrenze tra parole. I valori risultanti dalle misurazioni possono essere utilizzati sia per individuare e discriminare collocazioni deboli e forti, mediante un valore di soglia, sia per classificare gli insiemi di bigrammi (coppie di parole ricorrenti) in base alla loro associazione, posizionando nella parte superiore delle liste le collocazioni forti. Il concetto di *collocazione*, che risulta particolarmente controverso in linguistica, si fonda sul concetto condiviso secondo il quale alcune parole tendono a verificarsi l'una vicina all'altra. Il concetto di collocazione è stato introdotto da Firth (1957) sostenendo che l'uso di un termine e il suo significato possono essere, in una certa misura, caratterizzati dalle collocazioni più tipiche in cui ricorrono: «You shall know a word by the company it keeps.». L'importanza del concetto di collocazione in senso firthiano, soprattutto nel contesto del progetto di espansione del lessico ItEm, consiste nella possibilità di interpretare le collocazioni come previsioni empiriche riguardo la probabilità di co-occorrenze di termini. Queste previsioni possono essere utilizzate per quantificare "l'aspettativa reciproca" tra i termini e l'attrazione in senso statistico esercitata dalle parole. È necessario sottolineare

che differenti procedimenti per il calcolo delle misure di associazione possono condurre sia all'individuazione di diverse serie di collocazioni, che a diversi tipi di classificazioni di coppie di termini.

Due termini risultano più fortemente associati quanto più spesso ricorrono insieme rispetto alle singole attestazioni indipendenti. Risulta quindi necessario confrontare la Frequenza Osservata (indicata con O - Observed) dei due termini x, y in un corpus con la Frequenza Attesa (indicata con E - Expected), espressa matematicamente con la formula 2.2, ovvero la frequenza della coppia di termini x e y che ci dovremmo aspettare se x e y fossero statisticamente indipendenti tra loro e quindi la loro co-occorrenza fosse casuale. La frequenza attesa di due parole x e y è calcolata a partire dalle tabelle di contingenza, mostrate in Tabella 2.3.

$$E = \frac{f(x)f(y)}{N} \quad (2.2)$$

	w_2	$\neg w_2$				
w_1	O_{11}	O_{12}	$= R_1$	w_1	$E_{11} = \frac{R_1 C_1}{N}$	$E_{12} = \frac{R_1 C_2}{N}$
$\neg w_1$	O_{21}	O_{22}	$= R_2$	$\neg w_1$	$E_{21} = \frac{R_2 C_1}{N}$	$E_{22} = \frac{R_2 C_2}{N}$
	$= C_1$	$= C_2$	$= N$			

TABELLA 2.3: Tabella di contingenze

Si consideri per esempio di voler calcolare le frequenze, osservate in Tabella 2.4 e attese in Tabella 2.5, del bigramma <gioia,sorriso>: la frequenza osservata consiste nel conteggio di tutte le attestazioni della ricorrenza <gioia,sorriso>.

	y=sorriso	y≠sorriso
x=gioia	4	3
x≠gioia	5	2

TABELLA 2.4: Frequenze osservate

La Tabella 2.4, $R_{x=gioia}$ rappresenta tutte le attestazioni di *gioia* (4 in occorrenza con *sorriso* + 3 non in occorrenza con *sorriso* = 7); $R_{x \neq gioia}$ rappresenta le attestazioni

di termini diversi da *gioia* con *sorriso* e con termini che non corrispondono a *sorriso* ($ROW_{x \neq gioia} = 5+2 = 7$); $C_{y=sorriso}$ include tutte le attestazioni di *sorriso* con *gioia* o contermini diverso da esso ($C_{y=sorriso} = 4+5 = 9$); $C_{y \neq sorriso}$ include tutte le occorrenze di termini diversi da *sorriso* con *gioia* o con termini diversi ($C_{y \neq sorriso} = 3+2 = 5$).

Le frequenze attese per il bigramma <gioia,sorriso> si calcolano applicando la formula 2.2 alla Tabella di contingenza 2.4, come mostrato in Tabella 2.5

	y=sorriso	y≠sorriso
x=gioia	$(7*9)/14 = 4,5$	$(7*5)/14 = 2,5$
x≠gioia	$(7*9)/14 = 4,5$	$(7*5)/14 = 2,5$

TABELLA 2.5: Frequenze attese

Una misura "semplice" di associazione correla, quindi, la frequenza osservata della co-occorrenza con frequenza prevista, mediante il rapporto O/E , e calcola un valore di associazione tra le due parole. Riportando l'esempio proposto da Evert (2008), $O/E = 10$ significa che il bigramma preso in esame si presenta 10 volte più spesso rispetto a quanto ci si aspetterebbe, indicando una co-occorrenza molto frequente. Dato che il rapporto O/E può risultare molto elevato per corpus di grandi dimensioni, perché la frequenza $E \ll 1$ per molte coppie di parole, si misura l'associazione su scala logaritmica in base 2.

La Pointwise Mutual Information (PMI) o Informazione Mutua Puntuale (IMP) è una misura di associazione che deriva dalla MI ed è espressa genericamente come:

$$PMI = \log_2 \frac{O}{E} \quad (2.3)$$

Se $PMI = 0$ la coppia di termini x e y co-occorre esattamente come previsto ($O = E$); se $PMI = 1$ la coppia di termini si verifica due volte più spesso del previsto ($O = 2E$); se $PMI = 2$ la coppia di termini si verifica quattro volte più spesso del previsto, ecc. Di conseguenza, un valore di PMI negativo, indica che la coppia di termini si attesta meno frequentemente di quanto aspettato. La PMI, introdotta in letteratura da Church and Hanks (1990), determina, quindi, la misura di quanto la reale probabilità di un particolare co-verificarsi di eventi $p(x, y)$, dati due termini x e y , è differente da quanto

ci si aspetterebbe basandosi sulle probabilità dei singoli eventi $p(x)$ e $p(y)$.

$$i(X; Y) \equiv \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} = \log \frac{p(x|y)}{p(x)} = \log \frac{p(y|x)}{p(y)} \quad (2.4)$$

L'informazione Mutua Puntuale esemplifica due convenzioni generiche che dovrebbero essere rispettate da tutte le misure di associazione:

1. i valori di punteggio più alti indicano forte attrazione tra i termini, ovvero una frequenza di co-occorrenza elevata. In particolare, per $O < E$ i valori di PMI dovrebbero essere bassi;
2. teoricamente, una misura di associazione dovrebbe discernere associazioni positive, ottenute quando $O > E$, assegnando valori positivi e associazioni negative, quando $O < E$, mediante valori negativi.

Basandosi su quanto appena affermato, una forte associazione negativa dovrebbe essere indicata mediante un punteggio negativo. È possibile sostenere che generalmente la PMI soddisfa entrambi le convenzioni presentate:

1. più O è alto rispetto a E , più il valore risultante di associazione sarà maggiore;
2. per $O = E$ il valore risultante di PMI equivale a $\log_2 1 = 0$

Tuttavia, nella applicazione pratica, l'Informazione Mutua Puntuale tende a sopravvalutare, ovvero ad assegnare punteggi alti, a coppie di termini attestate molto raramente, in particolare quando la frequenza attesa è inferiore a 1 ($E \ll 1$) e per dati provenienti da grandi corpus. Si prenda in considerazione un evento raro come una unica attestazione congiunta di due termini x e y facenti parte di un bigramma: la probabilità di assistere al verificarsi della co-occorrenza risulta uguale alla probabilità delle singole attestazioni, $p(x, y) = p(x)p(y) = p(x)p(y)$. Il valore risultante, data la formula in 2.4, è $-\ln p(x, y)$ e ciò dimostra che la PMI di termini perfettamente correlati appare maggiore rispetto a quando la combinazione delle due variabili è meno frequente.

Per la costruzione dello spazio vettoriale, i valori di PMI sono stati adeguati alla Positive Pointwise Mutual Information (PPMI) (Church and Hanks, 1990), (Mutua Informazione Puntuale Positiva) in base alla quale i valori negativi che, in base a quanto spiegato, indicano un'attestazione osservata minore rispetto a quella attesa, sono esclusi e sono considerati solo quelli positivi.

Mediante il confronto tra il coseno di un determinato lemma e il centroide del vettore relativo all'emozione cui il lemma è associato (come ad esempio il centroide del vettore "rabbia" per i sostantivi: $Vect_{RABBIA-NOMI}$) è stato calcolato lo score emotivo per il termine preso in esame. In Appendice A, Tabella A.1 sono riportati i primi cinque termini per ogni emozione per ogni PoS.

La metodologia descritta ha permesso di ottenere un elenco di 239.071 termini, corrispondenti a 29.992 termini distinti, - che da ora in poi chiameremo COSENI IRUN - ordinati per emozioni a loro volta ordinate in base al coseno ottenuto dallo spazio semantico, che rappresenta lo score emotivo del termine.

Osservando i risultati ottenuti è possibile notare che un elevato numero di termini presentano un coseno - e quindi un punteggio di associazione - alto in più di una classe emotiva, si prenda in considerazione in tal senso il termine "inquietudine" (Appendice A, Tabella A.1) che figura tra i primi cinque termini con coseno maggiore per l'emozione *paura* e *tristezza*, rispettivamente con punteggio 0,78 e 0,87. Se da un certo punto di vista la molteplice presenza di un termine nei contesti emotivi testimonia la minor rappresentatività del relativo centroide, è doveroso sottolineare che questo tipo di risultato è del tutto coerente con quanto previsto. In linea con quanto sostenuto da [Mohammad and Turney \(2013\)](#), uno stesso termine usato in contesti differenti, e in occorrenza con parole differenti, può evocare differenti emozioni. Appare perciò coerente non solo che uno stesso lemma possieda un coseno per diverse emozioni, ma anche che determinate coppie di emozioni presentino una forte somiglianza (Figura 2.1), come *tristezza-paura*, *rabbia-paura* e *sorpresa-gioia*.

2.3.3 Validazione

Seguendo l'esempio presentato da [Mohammad and Turney \(2013\)](#), i termini ottenuti sono stati validati utilizzando una piattaforma di crowdsourcing, con un approccio in due fasi. Per la prima fase della validazione, per ogni coppia <emozione, PoS> i termini sono stati ordinati in base al loro coseno con il corrispettivo centroide. Da ogni elenco ordinato, per ogni centroide, sono stati selezionati i primi 50 lemmi; la lista dei termini ha costituito il primo insieme di parole da sottoporre a validazione.

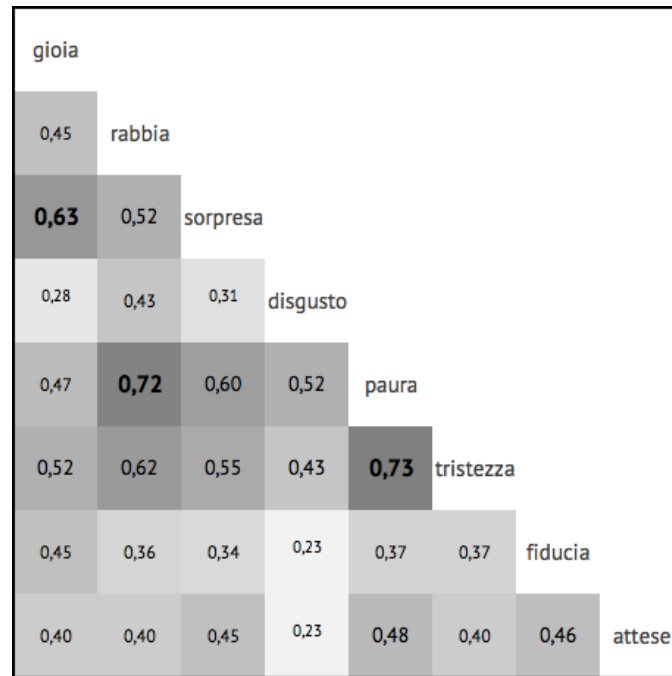


FIGURA 2.1: Rappresentazione grafica della similarità tra coseni e centroidi emotivi

Per la validazione è stata utilizzata la piattaforma di crowdsourcing CrowdFlower⁷. Il software si configura come una piattaforma mediante la quale è possibile, avvalendosi del contributo di numerosi utenti, annotare, valutare e arricchire dati destinati tipicamente alla costruzione di modelli e algoritmi di apprendimento automatico. E' inoltre possibile svolgere task di analisi del sentimento e di determinazione della rilevanza delle query. Analogamente alla piattaforma di Amazon Mechanical Turk, i valutatori scelgono i task nel quali collaborare a seconda delle personali attitudini, nell'interesse suscitato dal compito e dal compenso stabilito. Caricati i dati sulla piattaforma, il software assegna in modo automatico i task ai valutatori che si rendono disponibili e calibra il loro livello di affidabilità mediante *gold question*, ovvero domande nascoste nel task che fungono da controllo. Se il valutatore è giudicato come non attendibile tutto il lavoro che ha svolto viene ignorato, in modo che i dati finali risultino affidabili. I giudizi di ogni lavoratore vengono infine aggregati e associati a un punteggio di confidenza, calcolato come l'accordo dei lavoratori ponderato con l'affidabilità di ciascun lavoratore.

Immessi i 1.200 termini sulla piattaforma, abbiamo chiesto che per ogni termine tre valutatori differenti fornissero una valutazione emotiva. Dato un termine target <w>, è stato chiesto a ogni annotatore di fornire un punteggio di associazione, compreso tra 1

⁷CrowdFlower <http://www.crowdflower.com/>

(*non associato*) a 5 (*molto associato*), per ogni emozione <e> dell'insieme delle emozioni di base di Plutchik. La formula utilizzata per la richiesta è stata «Quanto la parola <w> è associata alla(alla\al\alle) <e>?» e per ogni emozione è stata fornita una breve descrizione tratta dal Dizionario Treccani Online; ad esempio:

Quanto la parola è associata alla GIOIA*?

*Gioia: intensa e piacevole emozione che si prova quando un fine, più o meno consapevolmente perseguito, viene raggiunto o un desiderio trova appagamento.

Nella Figura 2.2 è riportato uno screenshot del task proposto sulla piattaforma CrowdFlower, per il termine target "bellezza" in funzione di sostantivo, con le prime due valutazioni emotive relative a *gioia* e *tristezza*, per le quali viene fornita la definizione e viene richiesto di esprimere un punteggio da 1 (non associato) a 5 (molto associato).

Associazione Di Parole A Emozioni

Instructions

Descrizione
In questo task, ti chiediamo di valutare su una scala da 1 a 5 l'associazione tra parole italiane e otto emozioni:
GIOIA, RABBIA, TRISTEZZA, ATTESE, SORPRESA, FIDUCIA, PAURA, DISGUSTO
Grazie mille per la tua collaborazione!

Parola: **bellezza (sostantivo)**

Quanto la parola è associata alla GIOIA*?

	1	2	3	4	5	
Non associata	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Molto associata

***Gioia:** intensa e piacevole emozione che si prova quando un fine, più o meno consapevolmente perseguito, viene raggiunto o un desiderio trova appagamento

Quanto la parola è associata alla TRISTEZZA*?

	1	2	3	4	5	
Non associata	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Molto associata

***Tristezza:** il fatto, la condizione di essere triste, come stato d'animo e come suo riflesso esteriore

FIGURA 2.2: Screenshot del task proposto ai valutatori sulla piattaforma CrowdFlower

Data la soggettività del tipo di task e la possibilità che uno stesso termine possa essere associato a più di una emozione, oltre a richiedere singoli giudizi per ogni emozione è stato calcolato un punteggio di distintività che determina l'accordo tra gli annotatori come il grado medio dell'associazione tra il termine e le otto emozioni, mediante la

Formula 2.5.

$$d = \frac{\max_1(score) - \max_2(score)}{\max_1(score)} (\max_1(score) - \text{avg}(scores)) \quad (2.5)$$

dove $\max_1(score)$ è il più alto punteggio di associazione tra un termine e un'emozione, $\max_2(score)$ è il secondo valore più alto e $\text{avg}(scores)$ è la media di tutte valutazioni che un termine $\langle w \rangle$ ha ottenuto per le classi emotive. Maggiore risulta il valore di d , maggiore risulta l'associazione tra il termine e una determinata emozione, dato che la formula permette di determinare, in relazione a una parola target $\langle w \rangle$, l'accordo tra gli annotatori.

Con lo scopo di espandere l'insieme delle parole-seed utilizzate per costruire lo spazio distribuzionale, dopo aver calcolato il punteggio di distintività per ogni termine in relazione a ogni emozione, per ogni coppia $\langle \text{emozione}, \text{PoS} \rangle$ sono stati identificati i lemmi più rappresentativi. Sono stati quindi selezionati 56 aggettivi, 41 sostantivi e 64 verbi, per un totale di 192 nuovi semi, che sono stati utilizzati per la costruzione dei nuovi vettori centroidi. Seguendo la procedura descritta in precedenza, per ogni termine sono stati presi in considerazione i primi 240 contesti ed è stato calcolato il punteggio emotivo; infine, è stato stilato elenco denominabile COSENI IIRUN, costituito da 239.042 termini. Per ogni coppia $\langle \text{emozione}, \text{PoS} \rangle$ sono stati nuovamente classificati i termini e, in base alla somiglianza del coseno con il relativo centroide sono state costituite le nuove liste dalle quali sono stati selezionati i primi 100 lemmi, che sono stati poi sottoposti a validazione sulla piattaforma CrowdFlower. Questa seconda fase ha così permesso, non solo di valutare la qualità dei termini inizialmente identificati, ma anche di trovare nuovi lemmi fortemente emotivi.

2.4 Valutazione dei risultati

Per poter valutare il metodo distribuzionale proposto è stato calcolato il valore di Precision, che fornisce una misura dell'accuratezza nel reperire termini associati a emozioni. La Precision (*Precision*) è una delle più comuni classificazioni statistiche e rappresenta la frazione di elementi rilevanti sull'insieme totale degli elementi classificati. Nella classificazione statistica la Precision (P), come mostrato in 2.6, è ottenibile

dividendo il numero di *veri positivi* (TP, da *true positive*), il numero di istanze correttamente reperite o etichettate come appartenenti alla classe, per il numero totale di istanze reperite o etichettate come appartenenti alla classe, rappresentato dalla somma dei veri positivi e *falsi positivi* (FP, da *false positive*), ovvero il numero di istanze erroneamente reperite o etichettate come appartenenti alla classe.

$$P = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2.6)$$

La Precision è stata calcolata confrontando i termini individuati utilizzando lo spazio semantico vettoriale con l'annotazione ottenuta dagli annotatori mediante crowdsourcing. Nello specifico caso, sono stati considerati veri positivi i termini presenti nei top 50 per una data emozione e parte del discorso, per i quali è stato ottenuto, mediante annotazione manuale, uno score aggregato superiore a 3. Al contrario, sono stati considerati falsi positivi i termini presenti nei top 50 aggettivi, sostantivi e verbi il cui score aggregato ottenuto risulta inferiore o uguale a 3. In riferimento alla Precision sono stati calcolati i valori relativi alla *Micro Media* (Micro AVG), calcolata, nello specifico caso, come somma di tutti i veri positivi e falsi positivi.

In Tabella 2.6 sono riportati, per ogni emozione i totali di TP, FP e il valore relativo alla Precision per la prima run. Analogamente sono stati calcolati i valori di TP, FP e P per la seconda fase, visibili in Tabella 2.7. In Appendice A sono riportate le tabelle complete con i valori parziali per ogni coppia <emozione, PoS> relative alla IRUN (Tabella A.2) e alla IIRUN (Tabella A.3).

IRUN

Emozione	TP	FP	P
Tristezza	124	26	0,827
Rabbia	122	28	0,813
Gioia	118	32	0,787
Disgusto	117	33	0,780
Paura	101	49	0,673
Sorpresa	86	64	0,573
Attese	83	66	0,557
Fiducia	64	85	0,430
Micro AVG	815	383	0,680

TABELLA 2.6: Veri positivi, falsi positivi e precisione IRUN.

IIRUN

Emozione	TP	FP	P
Tristezza	119	31	0,793
Rabbia	124	26	0,827
Gioia	115	35	0,767
Disgusto	113	37	0,753
Paura	109	41	0,727
Sorpresa	84	66	0,560
Attese	79	71	0,527
Fiducia	75	75	0,500
Micro AVG	818	382	0,682

TABELLA 2.7: Veri positivi, falsi positivi e precisione IIRUN.

In Figura 2.3, sono stati confrontati i valori totali di Precision per la IRUN e la IIRUN, mettendo in evidenza i valori che rappresentano un incremento della precisione nella seconda fase, calcolati sul totale di 1200 termini di destinazione. Come è possibile notare solo tre emozioni su otto, *rabbia*, *paura* e *fiducia*, presentano un aumento della precisione nella seconda run rispetto alla prima, tuttavia è necessario considerare i valori relativi alla Micro AVG. Come si può osservare, nella seconda fase è stato identificato un numero maggiore di veri positivi (815 nella prima run contro gli 818 della seconda) e un numero minore di falsi positivi (383 della prima contro 382 della seconda). I dati testimoniano quindi un - seppur lieve - miglioramento nella corretta individuazione e associazione **termine-emozione**, che si traduce nell'aumento globale della Precision, che da 0,680 passa a 0,682.

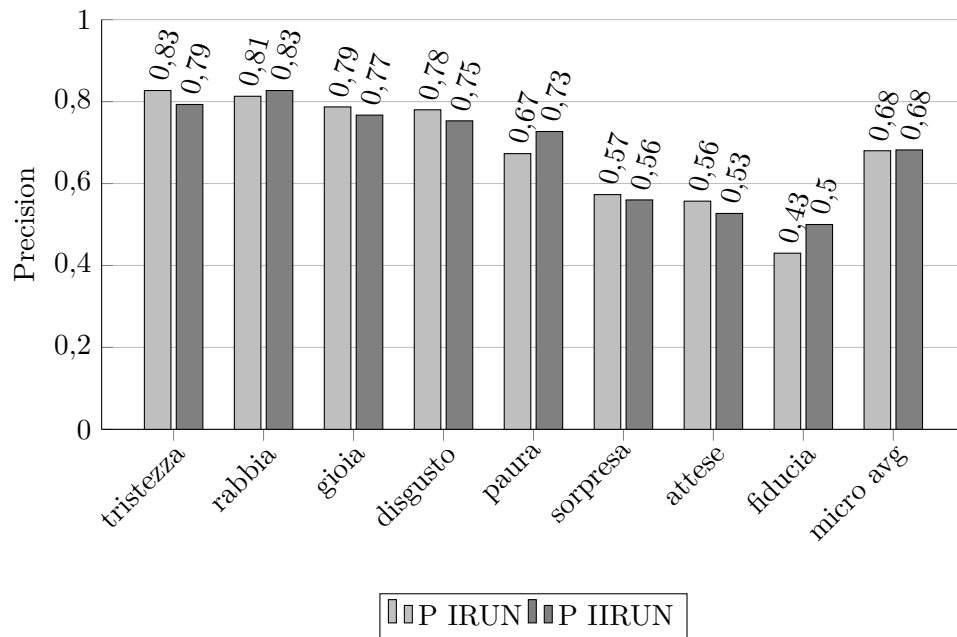


FIGURA 2.3: Confronto Precision IRUN, IIRUN.

Al fine di uno studio più accurato e per verificare la presenza di differenze tra classi grammaticale, i valori di Precision sono stati aggregati per PoS. Osservando i risultati in Tabella 2.8 e in Figura 2.4, è possibile sostenere che nel complesso sussiste un lieve aumento, anche se questo interessa esclusivamente le classi dei verbi e degli aggettivi e non i sostantivi, come evidenziato. I risultati relativi ai sostantivi sono spiegabili con la distribuzione che le seed word appartenenti a questa classe grammaticale hanno in relazione ai centroidi. Gran parte dei sostantivi infatti risultano associati a più di una emozione e risultano, per questo motivo, meno rappresentativi, determinando il calo

nel valore a loro associato. Tuttavia, considerando la differenza tra la somma delle differenze positive, ovvero quelle degli aggettivi e dei verbi pari a 0,014, e -0,01, l'unica differenza negativa associata ai sostantivi, è possibile notare come l'aumento di precisione nella seconda run risulti maggiore (+0,004) e ciò indica che, nonostante il valore sia molto basso, sussiste un miglioramento, come già visto in precedenza.

PoS	P IRUN	P IIRUN	P IIRUN-P IRUN
Aggettivi	0,727	0,735	0,008
Sostantivi	0,685	0,675	-0,01
Verbi	0,629	0,635	0,006

TABELLA 2.8: Confronto Precision IRUN, IIRUN con dati aggregati per PoS.

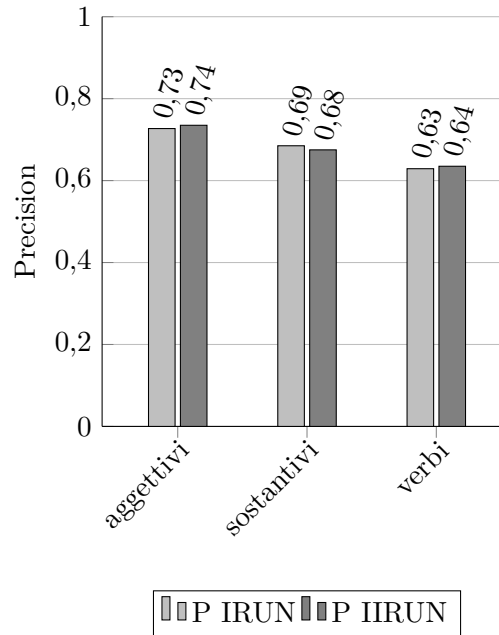


FIGURA 2.4: Confronto Precision IRUN, IIRUN con dati aggregati per PoS, arrotondati per eccesso.

Per valutare la bontà dei dati reperiti mediante la seconda applicazione dello spazio distribuzionale, è stata infine calcolata la differenza media tra i coseni delle due run. Per entrambi, per ogni emozione, è stata calcolata, per i veri positivi, la media dei coseni e la differenza tra la media del coseno della prima e della seconda fase. I dati, riportati in Tabella 2.9 (in forma estesa in Appendice A, Tabella A.4) mostrano come per tutte le emozioni tranne *paura*, nella seconda fase, sussista una somiglianza maggiore in relazione al corrispondente centroide emotivo. L'unica differenza negativa, quella relativa alla *paura* risulta tuttavia molto inferiore rispetto a tutte le altre, cioè

testimonia che il dato negativo non inficia in maniera rilevante sui risultati globali. I valori positivi sono comunque eterogenei e variano in un range di +0,103, relativo alla *fiducia*, e +0,018, relativo alla *rabbia*. Osservando inoltre i valori relativi alla Macro AVG è possibile notare che sussiste un incremento medio di +0,033. I risultati testimoniano, anche in questo caso, che l'introduzione dei nuovi termini emotivi, reperiti durante la seconda parte dell'esperimento, ha apportato un miglioramento ai dati individuati durante nella prima run.

Emozione	CosIRun	CosIIRUN	CosIIRUN-CosIRun
Gioia	0,564	0,595	+0,032
Rabbia	0,582	0,600	+0,018
Sorpresa	0,635	0,657	+0,022
Disgusto	0,524	0,555	+0,034
Paura	0,616	0,613	-0,002
Tristezza	0,612	0,648	+0,036
Fiducia	0,575	0,665	+0,103
Attese	0,540	0,563	+0,026
Macro Avg	0,581	0,610	+0,033

TABELLA 2.9: Differenza media tra i coseni nella IRUN e nella IIRUN.

Come dimostrato, il modello distribuzionale proposto è in grado di ottenere alti livelli di Precision, in tal senso si prendano in considerazione *rabbia* o *tristezza*, per le quali sono stati ottenuti valori di Precision rispettivamente di 0,827 e 0,793, nonostante alcune differenze tra emozioni, si confronti per esempio con le precedenti *fiducia*, per la quale è stato ottenuto un valore di 0,500.

Il basso incremento generale rilevato tra i coseni della IRUN rispetto a quelli della IIRUN, con una media di +0,033, testimonia la bontà delle seed-word iniziali. L'incremento più alto, infatti, si realizza per l'emozione *fiducia*, in merito alla quale si sono riscontrate alcune problematiche. In accordo con quanto già rilevato durante il progetto di genesi dell'Italian Emotive Lexicon anche in questo progetto, per alcune emozioni, si rileva la difficoltà di individuare termini ad esse associate. Per alcune, come per esempio *attese* e *fiducia*, la causa primaria potrebbe essere da ricercare nell'ambiguità dell'emozione stessa, che compromette la corretta definizione da parte degli annotatori.

Capitolo 3

Esperimento di Emotion Detection su tweet

Con l'intento di ottenere risultati derivanti dall'applicazione del lessico distribuzionale ItEm, è stato condotto un esperimento di Emotion Detection su micro-testi con connotazione emotiva. Considerando lo scopo del lavoro riguardante l'espansione del lessico ItEm e l'intenzione di poter usufruire dello stesso per effettuare task di ED su dati testuali provenienti da social network, si è deciso di svolgere un esperimento di individuazione e determinazione delle emozioni espresse nei tweet di Twitter utilizzando i valori emotivi dei termini ottenuti attraverso la metodologia precedentemente descritta.

Il modello distribuzionale proposto nel Capitolo [2](#) non si avvale di risorse che comprendono termini provenienti dal lessico di internet. In tal senso è necessario sottolineare che i testi reperibili sui social network presentano caratteristiche linguistiche e lessicali differenti rispetto a quelli "tradizionali", come e-mail, libri, quotidiani, lettere o romanzi. Da un lato è possibile assumere che tendenzialmente il linguaggio dei *social* fa un largo uso di termini propri dell'oralità, corredati da un alto impiego di anglicismi, parole specifiche del lessico informatico ed emoticon. Dall'altro, la natura del linguaggio dei social è fortemente eterogenea e, in alcuni casi, presenta caratteristiche del tutto distintive, come si evince dagli esempi di *post* di Twitter e Facebook riportati in Figura [3.1](#).



FIGURA 3.1: Dall'alto due esempi di tweet su Twitter e un esempio di post su Facebook.

Per quanto concerne Twitter, le sue regole restrittive, che impongono un numero limitato di caratteri per tweet¹, inducono gli utenti a utilizzare un linguaggio altamente codificabile. I micro-testi presentano un linguaggio sintetico e caratterizzato da un lessico molto ristretto; lo stile è conciso, fortemente frammentato e volto all'essenzialità. Queste caratteristiche risultano così definite da spingere alcuni studiosi a individuare nel latino, che esprime «il *maximum* dei concetti ricorrendo al *minimum* delle parole»², la lingua perfetta per comunicare su Twitter³.

3.1 Creazione del corpus e preprocessing

Basandosi su quanto sostenuto da Roberts et al. (2012) nel corso della creazione di EmpaTweet (per il quale si rimanda al Capitolo 1, paragrafo 1.3.1.1), non risulta fondamentale che i tweet contengano specifiche parole emotive, quanto che il tweet nel suo insieme afferisca a un dominio emotivo. Seguendo questo ragionamento non è quindi sufficiente usare per le *query* delle *keyword* emotive. La risoluzione della problematica può essere ricercata nella struttura intrinseca di Twitter: il social prevede infatti una componente atta a identificare il *topic* del testo, il cosiddetto hashtag. La

¹La piattaforma di *microblogging* impone attualmente una soglia di 140 caratteri per tweet, spazi compresi.

²Dall'articolo "Perché il latino è la lingua ideale per comunicare su Twitter" di Ivano Dionigi apparso su La Repubblica di lunedì 22 dicembre 2014, reperibile all'indirizzo <http://ricerca.repubblica.it/repubblica/archivio/repubblica/2014/12/22/perche-il-latino-e-la-lingua-ideale-per-comunicare-su-twitter48.html>.

³Per un'analisi "alternativa" del linguaggio, dello stile e del lessico di Twitter si rimanda a un articolo di Ivano Dionigi apparso sul Corriere della Sera, reperibile all'indirizzo <http://cinquantamila.corriere.it/storyTellerArticolo.php?storyId=5497bf4e94475>.

scelta di usare hashtag afferenti a specifici argomenti, che si suppone coinvolgano la sfera emotiva, per reperire i dati da annotare determina l'ovvia possibilità che il campione non sia effettivamente rappresentativo del social nel suo insieme. Tuttavia questo tipo di selezione offre una maggiore probabilità di costituire un corpus dall'alto contenuto emotivo a fronte di uno potenzialmente inutilizzabile per lo scopo prefissato.

Sono stati individuati 5 temi di vario genere, *festività*, *attualità internazionale*, *religione*, *giovani* e *attualità italiana*, e ad essi è stata aggiunta la categoria dei *top trend* italiani del momento⁴. Come riportato in Tabella 3.1, per ogni topic è stata stilata una breve lista di hashtag largamente attestati su Twitter in riferimento agli argomenti selezionati.

Topic	Hashtag
Festività	#buoncompleanno, #tantiauguri, #sanvalentino, #buonnatale, #buonapasqua, #uovadicioccolato
Attualità Int.	#ISIS, #Siria, #Turchia, #kobane, #Suruc, #alquaeda, #Libia
Religione	#papafrancesco, #sinodo, #papaecuador, #papaBolivia, #papaParaguay
Giovani	#esamidimaturita, #esami, #esamiditerzamedia, #sessioneestiva, #troppostudio, #studenteincrisi
Attualità Ita.	#piazzadellaloggia, #mafiacapitale, #Crocettadimettiti, #migranti, #barconi, #poveraroma, #Marinovattene, #stazionemilano, #cristoforetti, #astrosamantha
Top Italian Trends	#ItalyIsHereforNicki, #SeFossiUnLibro, #Giffoni, #Giffoni2015, #GiffoniFilmFestival2015, #CondividiamoIlCielo, #thebattuta, #expo2015

TABELLA 3.1: Topic e hashtag selezionati per l'esperimento su Twitter.

Con l'ausilio di un software sviluppato nel contesto del CoLingLab, sono stati scaricati i tweet, esclusivamente in lingua italiana, afferenti a ogni argomento selezionato. Sono stati reperiti un totale di 25.779 tweet ripartiti in 165 per *Festività*, 9.542 di *Attualità italiana*, 793 per *Religione*, 683 per *Giovani*, 2.996 per *Attualità internazionale*, 11.600 per i *Top Italian Trends*, come riportato in Tabella 3.2.

Tenendo presenti le peculiarità precedentemente esposte in merito ai micro-testi presenti su Twitter, si è ritenuto necessario filtrare i dati, selezionando i tweet in base al numero di *parole piene* contenute nel tweet. La scelta è stata operata per poter aumentare le possibilità di lavorare su testi che esprimono realmente dei contenuti e che non siano privi di significato o meramente costituiti da link ed emoticon. Le cosiddette

⁴Gli otto hashtag relativi ai Top Trend italiani sono stati selezionati perché primi in un'ampia lista costantemente aggiornata reperibile sul sito <http://www.breaking-news.it/>. Il sito rende note le principali tendenze su Twitter in tempo reale e si avvale delle API rese disponibili dal social.

Topic	N tweet
Top Italian Trends	11.600
Attualità italiana	9.542
Attualità internazionale	2.996
Religione	793
Giovani	683
Festività	165
Totale	25.779

TABELLA 3.2: Numero di tweet reperiti per topic

parole piene, *parole contenuto* o *parole lessicali*, identificabili con sostantivi, aggettivi, verbi e avverbi, sono gli elementi grammaticali che hanno un contenuto semantico autonomo e si contrappongono alle *parole vuote*, *parole grammaticali* o *parole funzionali*, ovvero articoli, preposizioni e pronomi.

Per poter individuare le parole contenuto di ogni tweet è stato necessario un processo di *tokenizzazione*, a seguito di una preventiva fase di *preprocessing*. I testi di origine digitale contengono solitamente un alto tasso di *rumore*⁵, che si realizza in errori tipici della digitalizzazione, errori di conversione e applicazione dei linguaggi di *markup*. In questo contesto, per estensione di significato, si identifica con tutto ciò che è presente nei tweet, ma che si configura come peculiare (ad esempio emoticon, punteggiatura cosiddetta *fancy*, ecc.). La fase di *preprocessing* è quindi una fase preliminare atta a rendere compatibile il dato testuale con i sistemi di analisi computazionale favorendo il miglior risultato possibile e in questo specifico caso ha riguardato:

- *Emoji*⁶: rimozione delle emoji, emoticon espresse mediante specifici codici Unicode, che rappresentano problemi per la codifica, (ad esempio la comunissima emoji, "face with tears of joy", la faccina con lacrime di gioia, è generata con il codice Unicode Utf8 "\U0001F602"); in totale sono stati rimossi 387 simboli;
- *Url*: rimozione delle url con apposite espressioni regolari "generiche", che sono in grado di riconoscere le url senza la necessità di esplicitare i differenti domini;

⁵Il termine, mutuato dalla teoria delle comunicazioni, è definito come «qualsiasi disturbo che, interferendo col segnale utile, ne alteri le caratteristiche compromettendone più o meno gravemente l'intelligibilità. Il rumore può essere di origine interna oppure esterna al sistema di comunicazione, e può essere anche costituito da un segnale della stessa natura di quello utile» (Dizionario Treccani Online, voce "rumore", senso 2(d), <http://www.treccani.it/vocabolario/rumore/>).

⁶Gli emoji sono simboli pittografici, parte del più ampio panorama delle emoticon, divenuti particolarmente famosi in Giappone alla fine degli anni '90. Il nome, di origine giapponese deriva dall'unione delle parole "immagine", "scrittura" e "carattere". A differenza delle comuni emoticon (come ":-)"), non sono da caratteri alfanumerici o letterali, ma sono generati mediante appositi codici.

- *Slang*: riduzione del cosiddetto "slang", sono state pseudo-normalizzate espressioni come "woooooooooowwwwww" e "grrrrrr" alle rispettive forme standardizzate "wow" e "grr";
- *Fancy punctuation*: riduzione e normalizzazione della punteggiatura denominata "fancy", ovvero decorativa, per esempio i puntini di sospensione ripetuti in numero variabile sono stati ridotti a tre (..... \rightarrow ...) e sono stati ridotti a uno i punti esclamativi e interrogativi multipli (!!!! \rightarrow !, ????? \rightarrow ?).

Infine, sono stati trattati casi particolari e corretti errori specifici relativi agli hashtag. Sono stati corretti e normalizzati (i) hashtag vuoti, ovvero simboli cancelletto spuri; (ii) hashtag uniti, sono stati separati mediante un carattere di spazio (casi come "#bella#giornata" sono stati portati a due hashtag separati "#bella #giornata"); (iii) hashtag contenenti punteggiatura, sono stati trattati basandosi sulla regola secondo la quale un segno di punteggiatura segna la fine dell'hashtag stesso⁷ (in questo senso, tweet come "(...) Good night from #space. Buona notte dallo spazio." e "(...) alcune #persone,sopravvivano ad ogni #tempo ed ogni #tempesta." sono stati riportati alle forme corrette staccando i segni di punteggiatura dagli hashtag, rispettivamente, "(...) Good night from #space . Buona notte dallo spazio." e "(...) alcune #persone ,sopravvivano ad ogni #tempo ed ogni #tempesta .").

La fase di preprocessing ha permesso di ottenere un corpus trattabile i con il TALN/ISST-CONLL tagger, un tagger morfo-sintattico, nato nel contesto del progetto SemaWiki, specifico per la lingua italiana. Il TALN (Text Analytics and Natural Language) (Attardi et al., 2009) è una suite di moduli di NLP per l'analisi e l'elaborazione del testo, che include *tool* per il *Part-of-Speech tagger* e per la tokenizzazione.

3.2 Metodologia

Dopo aver effettuato la tokenizzazione e il PoS-tagging, sono stati presi in considerazione solamente i tweet con almeno quattro parole piene; da questo insieme, per ogni

⁷Numerosi siti trattano l'uso corretto degli hashtag; per la regola citata si rimanda alla parte 2 di 3, "Consigli di Base sugli Hashtag", punto 1 del sito Wiki How alla pagina <http://it.wikihow.com/Usare-gli-Hashtag>: «Non inserire degli spazi tra le parole degli hashtag. Questo strumento dovrebbe essere usato con solo caratteri minuscoli e nessuno spazio, perciò non cercare di usare la grammatica o la punteggiatura corrette.»

topic, sono stati selezionati 180 tweet distinti, ad esclusione del topic *Festività*, per il quale è stato possibile individuare solo 101 tweet con i requisiti scelti. In questo modo è stato costruito il corpus (CORPUS BASE), 1.001 tweet, con il quale è stato condotto l'esperimento di riconoscimento e annotazione automatica delle emozioni e la relativa validazione dei risultati mediante crowdsourcing sulla piattaforma CrowdFlower.

Per il processo di classificazione automatica dei Tweet in base al suo valore emotivo, per ogni tweet sono state ricercate tutte le parole piene in ItEm⁸. La Figura 3.2 schematizza la *pipeline* adottata per determinare l'emozione da associare a ogni tweet. Un tweet è costituito da n termini emotivi t presenti in ItEm e associati, attraverso un valore di coseno, a una o più emozioni e (fino a un massimo di otto). I coseni relativi ai termini presenti nel tweet sono stati raggruppati e sommati per emozione, con lo scopo di ottenere, per ogni e un valore totale S_e . A ogni tweet viene infine assegnata l'emozione che presenta il valore di S_e maggiore.

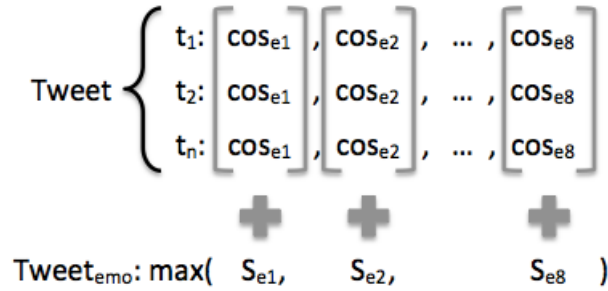


FIGURA 3.2: Schematizzazione della tecnica di riconoscimento automatico delle emozioni

Un tweet T può essere considerato come un insieme di n termini emotivi t - ovvero di termini reperiti nel corpus COSENI IRUN. Ogni termine t è associato a una o più emozioni e , per un massimo di otto emozioni, mediante un valore di coseno, calcolato con il modello distribuzionale precedentemente esposto. Dato che un termine può esprimere differenti emozioni a seconda del contesto nel quale è inserito, per ogni parola del tweet, reperita in ItEm, è stato preso in considerazione il coseno di ogni emozione alla quale essa risulta associata. I valori dei coseni sono stati raggruppati e sommati per emozione, ottenendo come risultato otto valori emotivi globali. Il tweet è quindi descritto mediante

⁸In questo esperimento è stata utilizzata la versione IRUN di ItEm

otto valori (S_{GIOIA} , S_{RABBIA} , ...), Formula 3.1.

$$Te_i = \left\{ \sum_{i=1}^8 Se_i \right\} \quad (3.1)$$

Ad esempio, per quanto riguarda GIOIA:

$$S_{GIOIA} = \sum_{i=1}^n GIOIA_i$$

Infine, a ogni tweet è stata associata l'emozione che presenta il valore più alto tra le otto sommatorie calcolate, Formula 3.2.

$$T_{emo} = \max(S_{GIOIA}, S_{TRISTEZZA}, S_{RABBIA}, S_{FIDUCIA}, S_{PAURA}, S_{SORPRESA}, S_{ATTESE}, S_{DISGUSTO}) \quad (3.2)$$

La metodologia utilizzata può essere genericamente descritta mediante la Formula 3.3

$$T_{emo} = \max\left(\sum_{i=1}^8 Se_{i(i,8)}\right) \quad (3.3)$$

La metodologia ispirata al contributo di [Roberts et al. \(2012\)](#) e la selezione dei *topic* e degli hashtag ad essi relativi, sono risultate efficaci al fine della costituzione di un corpus bilanciato dal punto di vista emotivo, come dimostrato dall'annotazione manuale compiuta mediante crowdsourcing, sulla piattaforma CrowdFlower, che sarà trattata più avanti (Tabella 3.3).

Emozione	N tweet	Somma
Tristezza	207	682
Disgusto	154	
Rabbia	213	
Paura	108	
Fiducia	200	807
Gioia	232	
Sorpresa	133	
Attese	242	
Media	186	744,5

TABELLA 3.3: Distribuzione emozioni nel CORPUS CF, ottenuto mediante annotazione manuale sulla piattaforma CrowdFlower

La distribuzione delle emozioni nel CORPUS BASE, ottenuta mediante l'annotazione automatica, i cui risultati sono riportati in Tabella 3.4, risultano molto eterogenei. Sul

totale di 1.001 tweet, in solo 11 casi (segnalati con la voce *None*) non è stato possibile determinare un'emozione da associare al testo in quanto lo stesso non contiene alcun termine compreso in ItEm. In un'ottica dicotomica, che classifica le emozioni nelle due macro-categorie di *positive*⁹ e *negative*¹⁰, appare evidente un'alta percentuale di tweet, corrispondente a circa l'86,5% del corpus, risulta associata a emozioni positive. In particolare risultano indicativi i due picchi registrati per *attese* e *fiducia*, rispettivamente a 346 e a 306. In linea con quanto rilevato durante l'analisi del modello distribuzionale, le due emozioni in questione risultano particolarmente problematiche in quanto presentano nella IRUN (Tabella 2.6) i valori più alti di falsi positivi. Di conseguenza è possibile ipotizzare che i risultati ottenuti siano la spia di una erronea annotazione delle emozioni ai tweet e che almeno una parte del punteggio corrisponda, anche in questo caso, a FP.

Emozione	N tweet
Disgusto	28
Paura	32
Tristezza	26
Rabbia	38
Fiducia	306
Gioia	106
Sorpresa	108
Attese	346
None	11
Totale	1.001

TABELLA 3.4: Distribuzione delle emozioni nel CORPUS BASE ottenuta mediante annotazione automatica

Alla luce dei risultati ottenuti, è necessario poter verificare, in fase di validazione dell'annotazione automatica, l'ipotesi che *fiducia* e *attese* rappresentino fattori di confusione (*confounder*). In quest'ottica è stato mutuato dal CORPUS BASE il CORPUS SEI_EMO nel quale sono state escluse le due emozioni in questione. Seguendo il medesimo procedimento utilizzato per l'annotazione del CORPUS BASE, individuati i termini emotivi nel CORPUS IRUN, non sono stati presi in considerazione i coseni relativi alle *attese* e alla *fiducia*. Dalla Formula 3.3 è stata quindi ricavata la Formula 3.4. In questo specifico caso i tweet T sono rappresentati da n termini emotivi t , dove ogni termine è

⁹Positive: gioia, fiducia, attese e sorpresa.

¹⁰Negative: rabbia, tristezza, paura e disgusto.

associato a una o più emozioni e , per un massimo di sei emozioni.

$$e = \{\text{GIOIA, TRISTEZZA, RABBIA, PAURA, SORPRESA, DISGUSTO}\}$$

$$T_{emo} = \max\left(\sum_{i=1}^6 Se_{i(1,6)}\right) \quad (3.4)$$

Le distribuzioni ottenute mediante l'annotazione automatica del CORPUS SEI__EMO, riportate in Tabella 3.5, evidenziano che, secondo la classificazione precedentemente adottata, il numero di associazioni dei tweet a emozioni negative subisce un incremento, possibile sintomo che parte delle precedenti annotazioni con *fiducia* e *attese* corrispondesse a falsi positivi. Tuttavia, come prevedibile, una consistente numero di tweet è confluito nelle altre due emozioni positive, *gioia* e *sorpresa*.

I dati dimostrano che il corpus risulta più bilanciato rispetto al precedente in quanto è annotato per il 62% con emozioni positive, contro l'86,5% registrato precedentemente, e per il 37% con emozioni negative, a fronte del precedente 12,5%. Infatti, nonostante sussistano nuovamente due picchi, relativi stavolta a *gioia* e *sorpresa* (rispettivamente 301 e 319), è necessario considerare che in questo caso esse rappresentano le uniche emozioni positive, contro quattro negative.

Emozione	N tweet	Incremento
Disgusto	71	+43
Paura	95	+63
Tristezza	77	+51
Rabbia	127	+89
Gioia	301	+195
Sorpresa	319	+211
None	11	0
Totale	1.001	

TABELLA 3.5: Distribuzione delle annotazioni emotive automatiche nel CORPUS SEI__EMO, nel quale sono escluse *fiducia* e *attese*

Un'ipotesi deducibile dai risultati ottenuti dalle annotazioni automatiche dei due corpora, BASE e SEI__EMO, è che in ItEm i coseni relativi a *fiducia* e *attese* tendono a essere più alti rispetto a quelli relativi alle altre sei emozioni. A fronte di questa possibilità, è stato adottato processo di normalizzazione, attraverso il calcolo della media, dei dati provenienti da IRUN al fine di costruire quello che è stato denominato CORPUS

MEAN. Per ogni coseno relativo a un termine emotivo reperito in ItEm, è stata calcolata la media come il rapporto tra il coseno stesso e la sommatoria dei coseni vicini all'emozione presa in esame, come descritto in Formula 3.5.

$$T_{emo} = \max \left(\sum_{i=1}^8 S_{\bar{e}_i} \right)$$

dove

$$S_{\bar{e}_i} = \sum_{i=1}^8 S_{\bar{e}_i} \quad (3.5)$$

$$\bar{e}_i = \frac{e_i}{\sum_{i=1}^n S_{e_i}}$$

$$S_{e_i} = \sum_{i=1}^n e_i$$

I dati riportati in Tabella 3.6, che mostrano la distribuzione delle emozioni nel CORPUS_MEAN utilizzando la media del coseno di ogni termine, testimoniano che la normalizzazione effettuata porta un notevole miglioramento nel bilanciamento del corpus. Quanto osservato può quindi avvalorare l'ipotesi formulata che indicherebbe i valori dei coseni come punto cruciale di discrepanza tra le emozioni.

Nonostante risultino sempre prevalenti le emozioni positive, che si attestano intorno al 60% circa, rispetto al CORPUS BASE, la percentuale totale delle emozioni negative subisce un incremento del 27%, passando dal 12,5% a circa il 40% .

Emozione	N tweet
Disgusto	139
Paura	64
Tristezza	91
Rabbia	104
Fiducia	177
Gioia	128
Sorpresa	139
Attese	148
None	11
Totale	1.001

TABELLA 3.6: Distribuzione delle annotazioni emotive automatiche, nel CORPUS_MEAN

La Figura 3.3 riporta, per i corpora annotati automaticamente, le distribuzioni delle emozioni. I dati più interessanti sono quelli relativi alle quattro emozioni positive in quanto sono quelli che subiscono le variazioni più evidenti. Le emozioni adottano comportamenti simili a coppie: *fiducia* e *attese* presentano, per il CORPUS BASE il più alto numero di tweet, per attestarsi su valori di media o poco superiori per il CORPUS MEAN (dove la media matematica è circa 123). *Gioia* e *sorpresa*, pur essendo associate a un più alto numero di tweet all'interno del CORPUS BASE rispetto alle emozioni negative, nel CORPUS SEI_EMO "ereditano" una larga parte dei tweet precedentemente associati a *fiducia* e *attese*, per poi rientrare nei valori di poco superiori alla media.

I corpora annotati automaticamente (CORPUS BASE, CORPUS SEI_EMO, CORPUS_MEAN, sono stati validati attraverso il confronto con un *golden corpus*, ovvero il CORPUS CF annotato utilizzando la tecnica del crowdsourcing sulla piattaforma CrowdFlower.

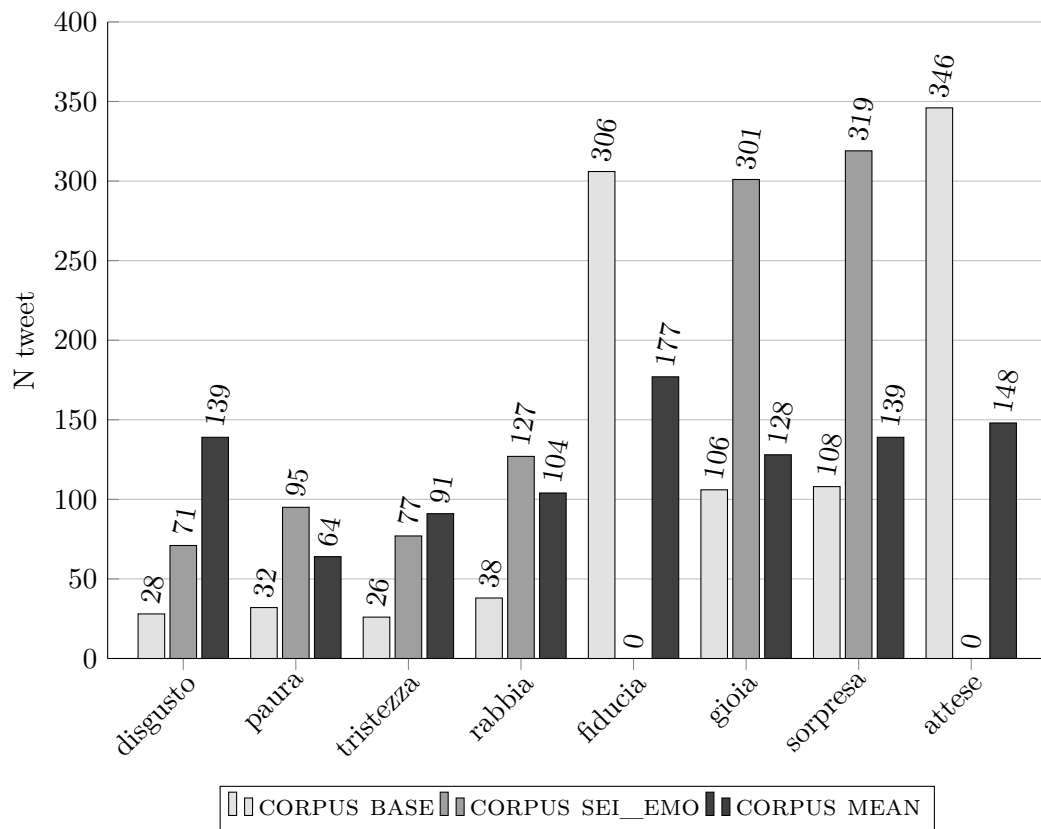


FIGURA 3.3: Riassunto delle distribuzioni delle emozioni nei tre corpora annotati automaticamente

3.3 Validazione

Per poter ottenere il CORPUS CF, necessario per la validazione, sono stati caricati i 1.001 tweet sulla piattaforma CrowdFlower, ed è stato richiesto che ognuno fosse annotato emotivamente da tre diversi utenti. Per ogni tweet target <t>, è stato chiesto (come visibile in Figura 3.4) di fornire un punteggio di evocazione, compreso tra 1 (*poco*) e 5 (*molto*), per ogni emozione <e> dell'insieme delle otto emozioni di base individuate da Plutchik. La richiesta è stata posta utilizzando la formula «Quanta/o <e> evoca il tweet <t>?» e per ogni emozione è stata fornita una breve spiegazione tratta dal Dizionario Treccani Online. Ad esempio per la *fiducia*:

Quanta FIDUCIA* esprime il tweet?

*Fiducia: atteggiamento, verso altri o verso sé stessi, che risulta da una valutazione positiva di fatti, circostanze, relazioni, per cui si confida nelle altrui o proprie possibilità.

Tweet: L amore che arriva con movenze lente Qui sotto gli occhi della gente Mi parla con voce tremante sì Illudendo, lusingando Incantando #sogno

Quanta GIOIA* esprime il tweet?

	1	2	3	4	5	
poca	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	molta

*Gioia: intensa e piacevole emozione che si prova quando un fine, più o meno consapevolmente perseguito, viene raggiunto o un desiderio trova appagamento

Quanta TRISTEZZA* esprime il tweet?

	1	2	3	4	5	
poca	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	molta

*Tristezza: il fatto, la condizione di essere triste, come stato d'animo e come suo riflesso esteriore

Quanta SORPRESA* esprime il tweet?

	1	2	3	4	5	
poca	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	molta

*Sorpresa: l'atto di sorprendere, spec. sorraggiungendo in un luogo all'improvviso, inaspettatamente

FIGURA 3.4: Uno screenshot del task su CrowdFlower

La modalità adottata ha permesso di ottenere, alla conclusione dell'annotazione manuale, un corpus nel quale ogni tweet è descritto attraverso otto valori emotivi indipendenti che rappresentano i giudizi aggregati, calcolati come la media delle tre valutazioni fornite dai valutatori per ogni emozione, come riassunto in Formula 3.6.

$$e = \text{mean}(val_1, val_2, val_3), \quad 1 \leq e \leq 5 \quad (3.6)$$

Per poter validare l'annotazione automatica relativa al CORPUS BASE è stato necessario determinare, per ogni tweet, l'emozione più fortemente associata al testo secondo il giudizio degli utenti di CrowdFlower. Dato che è possibile che per lo stesso tweet due emozioni presentino il medesimo punteggio e che esso risulti il valore maggiore, sono state determinate le *classi di maggioranza*, intese come l'insieme di tutte le emozioni con giudizio aggregato più alto (Formula 3.7).

$$\begin{aligned} x &= \max(e_{i(i=8)}), x \geq 1 \\ \text{majorityClass} &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \end{aligned} \quad (3.7)$$

La validazione del CORPUS BASE consiste nel determinare, per ogni tweet, se l'emozione ad esso associata mediante procedura automatica corrisponde all'emozione - o a una delle emozioni - della classe di maggioranza determinata a partire dal CORPUS CF.

La Tabella 3.7 riporta i risultati della validazione. Per ogni annotazione corretta è stata segnata una *hit*, ovvero è stato incrementato di una unità il valore relativo all'emozione associata. Nei casi in cui il tweet risulta associato a più emozioni nel CORPUS CF, per ognuna è stato incrementato il totale (riportato nell'ultima colonna); per questo motivo il numero totale di tweet è maggiore a 1.001. Per ogni riga, è stata colorata in grigio la cella corrispondente alla corretta associazione tra emozione determinata automaticamente e emozione reale ($e_O = e_R$), dove per e_R si considera l'emozione che si sta realmente osservando e per e_O si intende l'emozione associata automaticamente al tweet. Per ogni emozione è stato messo in evidenza, attraverso il grassetto, il numero di associazioni più alto riscontrato tra l'emozione reale e l'emozione determinata automaticamente, $< e_R, e_O >$, sia essa corretto o errato.

I dati ottenuti confermano che l'ipotesi che *fiducia* e *attese* sono le maggiori *con-found* è corretta in quanto queste due emozioni sono associate con il maggior numero di tweet.

La matrice riportata in Figura 3.5 è stata usata per definire, per ogni emozione:

- *falsi positivi* (FP): istanze erroneamente classificate, in questo caso numero di tweet erroneamente associati all'emozione;
- *veri positivi* (TP): istanze giustamente classificate, in questo caso numero di tweet correttamente associati all'emozione;

Osservati

		Tri.	Att.	Sor.	Rab.	Pau.	Fid.	Gioia	Disg.	None	Tot.
	Tri.	16	53	8	3	10	86	24	4	3	207
	Att.	4	166	9	6	2	29	20	2	4	242
	Sor.	3	42	36	5	2	30	10	1	4	133
	Rab.	2	53	10	24	9	83	22	6	4	213
	Pau.	1	34	4	2	10	45	9	1	2	108
	Fid.	3	38	17	5	1	117	10	4	5	200
	Gioia	2	77	46	4	4	33	57	3	6	232
	Disg.	1	45	10	2	4	59	13	17	3	154
	None	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Tot.	32	508	140	51	42	482	165	38	31	1489

TABELLA 3.7: Validazione CORPUS BASE

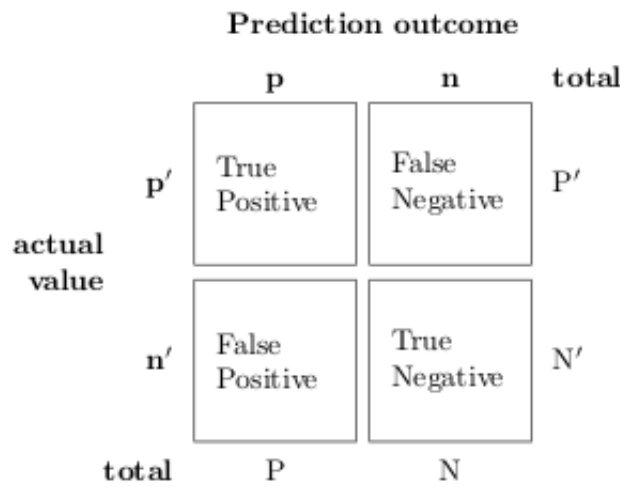


FIGURA 3.5: Matrice di confusione

- *falsi negativi* (FN, da *false negative*): istanze erroneamente non classificate, in questo caso numero di tweet erroneamente non associati all'emozione;
- *veri negativi* (TN, da *true negative*): istanze giustamente non classificate, in questo caso numero di tweet correttamente non associati all'emozione.

Mediante questi valori, ricavati dalla Tabella 3.7, è stato possibile calcolare, per ogni emozione, i valori di (i) Precision (P) (Formula 3.8), la porzione di istanze recuperate o predette rilevanti, calcolata come il rapporto tra istanze corrette e il totale delle istanze predette; (ii) Recall (R) (Formula 3.9), il rapporto tra il numero di istanze correttamente recuperate e il numero di istanze realmente attinenti; di (iv) F-Measure (F_1) (Formula 3.10), la media tra il valore di Precision e Recall; infine, per ogni misura (Precision, Recall e F-Measure) è stata calcolata la media per ottenere le valutazioni

globali del sistema.

$$P = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (3.8)$$

$$R = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (3.9)$$

$$F_1 = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{(P + R)} = \frac{2TP}{(2TP + FP + FN)} \quad (3.10)$$

In questo specifico contesto sono state calcolate le percentuali di (i) Precision come il rapporto tra il numero di tweet correttamente associati all'emozione e e il totale dei tweet predetti per l'emozione (somma dei tweet correttamente associati e tweet erroneamente associati); (ii) Recall come il rapporto tra il numero di tweet correttamente associati all'emozione e e il totale dei tweet reali per l'emozione (somma dei tweet correttamente associati e tweet erroneamente non associati); (iv) l'F-Measure come il rapporto tra la media armonica pesata tra il valore di Precision e Recall, dove entrambi hanno peso 1.

Sul totale dei 1.001 tweet, 443 sono stati annotati automaticamente con la corretta emozione di base; la Precision media equivale a 0,35, la Recall media è di 0,27 e la F-Measure media è di 0,25.

Dalla Tabella 3.8, che riporta i valori relativi a Precision, Recall e F-Measure, ottenuti mediante la validazione del CORPUS BASE, si osserva che i valori relativi alla Recall sono estremamente eterogenei. In una visione di insieme delle emozioni, le percentuali di Recall variano in un range molto ampio, che va dal 7% al 69%. Se si analizza la Recall per macro-categorie (emozioni positive ed emozioni negative), i valori sono eterogenei per le emozioni positive, dal 25% al 69%, mentre per le emozioni negative sono particolarmente omogenei, tra il 7% e l'11%. In linea con quanto già osservato, era prevedibile che la Recall di *fiducia* e di *attese* presentasse alti valori. Assodato che il numero di positivi, ovvero la somma di TP e FP, è molto più alto rispetto alle altre emozioni, è possibile che il modello tende a associare i testi a queste due emozioni, è possibile quindi che i veri positivi siano identificati più facilmente.

I valori di Precision, che indicano quante tra le annotazioni predette - e quindi determinate automaticamente - sono realmente rilevanti, sono più alti per le emozioni negative,

ad esclusione di *paura*, rispetto alle emozioni negative. I dati testimoniano quindi che se il modello identifica un'emozione negativa, tende a predire la corretta emozione più spesso di quanto non accada per le emozioni positive.

I valori relativi alla F-Measure sono omogenei ad esclusione di *fiducia* e di *attese*, i due picchi sono da imputare agli alti valori registrati per la Recall, dato che nel calcolo della F_1 Precision e Recall sono equamente pesati.

Emozione	P	R	F-measure
Tristezza	0,50	0,07	0,13
Attese	0,33	0,69	0,44
Sorpresa	0,26	0,27	0,26
Rabbia	0,47	0,11	0,18
Paura	0,24	0,09	0,13
Fiducia	0,24	0,59	0,34
Gioia	0,35	0,25	0,28
Disgusto	0,45	0,11	0,17
Mean	0,35	0,27	0,25

TABELLA 3.8: Precision, Recall e F-Measure nel CORPUS BASE

Analizzando le annotazioni manuali del CORPUS CF, è stato notato che in numerosi casi la distanza tra l'emozione - o le emozioni - di maggioranza, ovvero con giudizio più alto, e l'ipotetica "seconda" emozione è dovuta al giudizio di un unico annotatore che si discosta, per un solo punto, dall'accordo con gli altri due. E' possibile sostenere che non vi è una sostanziale differenza tra due emozioni che hanno una sola unità di differenza nelle valutazioni (come mostrato nell'esempio riportato in Tabella 3.9), in quanto una frase può esprimere più sentimenti; si prenda in considerazione il caso di "Bocciato all'esame...ma la prossima volta lo passerò!" che esprime tristezza nella prima parte, ma che può essere anche fortemente evocativo della fiducia. Per questi motivi, per le validazioni del CORPUS SEI_EMO e del CORPUS MEAN è stata introdotta una *soglia* nell'individuazione delle classi di maggioranza determinate dal CORPUS CF. Nella *majority class* sono state incluse, per ogni tweet, tutte le emozioni che hanno ricevuto punteggio massimo aggregato e tutte le emozioni la cui differenza con il massimo non supera la soglia di 0,34 (ovvero le emozioni che hanno una sola valutazione inferiore di un punto rispetto all'emozione con punteggio massimo), Formula 3.11.

$$\begin{aligned}
x &= \max(e_i), x \geq 1 \\
e \\
x &= \max(e_i) - e_j \mid x \leq 0.34 \\
\text{majorityClass} &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\}
\end{aligned} \tag{3.11}$$

Emozione	Valutazioni	Aggr.	Diff.
e_1	3, 3, 2	2,66	0,33
e_2	3, 3, 1	2,33	
e_1	4, 4, 4	4	0,34
e_2	4, 4, 3	3,66	

TABELLA 3.9: Esempi di casi in cui si verifica una soglia $\leq 0,34$

Dopo aver determinato le nuove classi di maggioranza dal CORPUS CF, applicando la Formula 3.11 e quindi utilizzando la soglia stabilita, è stato validato il CORPUS SEI_EMO. Come è possibile osservare dai risultati in Tabella 3.10, l'esclusione di *fiducia* e *attese* e l'applicazione della soglia, comportano un notevole miglioramento nella corretta associazione delle emozioni ai tweet. Tutte le emozioni, ad esclusione di *tristezza*, presentano il maggior numero di tweet annotati con la corretta emozione predetta. Tuttavia, anche nel caso di *tristezza*, la distanza tra la maggiore e_O e l' e_R è di soli quattro tweet. Il totale dei tweet per i quali è stata individuata la corretta emozione passa da 443 a 708; globalmente tutte e tre le misure (Precision, Recall e F-Measure), subiscono importanti miglioramenti, presentando un valore di 0,59 per la Precision media, di 0,48 per la Recall media e di 0,51 per l'F-Measure media.

Nella Tabella 3.11, sono riportati i valori Precision, Recall e F-Measure per emozione. I dati relativi tutte e tre le statistiche presentano notevoli miglioramenti e range nel complesso più ampi e ristretti. I valori più alti di Recall sono relativi a *gioia* e *sorpresa*, ma è possibile ipotizzare, prendendo in considerazione l'alto numero di positivi - intesi come la somma di TP e FP - che questo dato sia in parte dovuto, come era stato riscontrato per il CORPUS BASE per *fiducia* e *attese*, a una propensione del sistema ad associare tweet a queste due emozioni e quindi alla possibilità che parte dei *tp* siano identificati a seguito della tendenza e non di un reale corretto riconoscimento.

I valori di Precision subiscono notevoli incrementi per tutte le emozioni, spiegabili con un calo generale dei falsi positivi a fronte di un netto aumento dei veri positivi. I dati

testimoniano quindi che l'esclusione di *fiducia* e *attese* dalle annotazioni, sia manuali che automatiche, non comporta un miglioramento limitato alle sole emozioni positive, ma che si estende e, anzi, influisce maggiormente sulle emozioni negative.

In ultima analisi, prendendo in considerazione i valori di F-Measure, si osservano valori molto più alti ed eterogenei per tutte le emozioni, con il valore massimo attribuito alla *sorpresa*, coerentemente con quanto riscontrato in merito alla Recall.

Osservati

	Trist.	Sor.	Rab.	Paura	Gioia	Disg.	None	Tot.
Trist.	62	32	5	11	66	6	5	187
Sor.	6	207	17	10	33	10	6	289
Rab.	4	32	100	8	65	5	5	219
Paura	4	24	5	70	50	3	4	160
Gioia	11	72	23	10	217	10	9	352
Disg.	2	31	0	8	51	52	6	150
None	0	0	0	0	0	0	0	0
Tot.	89	398	150	117	482	86	35	1357

TABELLA 3.10: Validazione CORPUS SEI_EMO

Emozione	P	R	F-measure
Tristezza	0,70	0,33	0,45
Sorpresa	0,52	0,72	0,60
Rabbia	0,67	0,46	0,54
Paura	0,60	0,44	0,51
Gioia	0,45	0,62	0,52
Disgusto	0,60	0,35	0,44
Mean	0,59	0,48	0,51

TABELLA 3.11: Precision, Recall e F-Measure nel CORPUS SEI_EMO

Infine, è stato validato il CORPUS MEAN, Tabella 3.12, applicando la soglia descritta nella Formula 3.11 per la determinazione delle classi di maggioranza dal CORPUS CF. I dati ottenuti dimostrano come la normalizzazione effettuata mediante il calcolo della media, per i coseni raggruppati per emozione, risulti efficace. Nonostante la reintroduzione di *fiducia* e *attese*, che nella validazione del CORPUS BASE risultavano "catalizzanti" rispetto a tutte le altre emozioni e in particolar modo nei confronti di quelle negative, per ogni emozione, il numero maggiore di *hit* corrisponde ai TP. Il modello è stato in grado di riconoscere in modo corretto le emozioni associate a 675 tweet sui 1.001 totali; la Precision media, rispetto al CORPUS BASE, passa da 0,35 a

0,45; la Recall media passa da 0,27 a 0,43 e l’F-Measure passa da 0,25 a 0,44.

I valori relativi alla Recall, Tabella 3.13, sia da una visione globale dell’insieme delle emozioni, che esaminando separatamente i due macro-gruppi, risultano eterogenei e per la maggior parte delle classi intorno al 50%. Questi dati significano che, all’aumentare dei veri positivi, e quindi delle corrette associazioni $\langle tweet, e_O \rangle$, corrisponde una diminuzione dei falsi negativi, e quindi dei tweet per i quali non viene identificata la corretta emozione. Come era prevedibile, la Recall di *gioia* e *sorpresa* risulta molto inferiore rispetto a quello ottenuto per il CORPUS SEI_EMO e allo stesso modo anche tutte le altre emozioni presentano valori più bassi, ma ciò è ovviamente dovuto alla reintroduzione delle due emozioni complesse *attese* e *fiducia*. Dato che l’equilibrio tra emozioni positive e negative è stato ristabilito mediante la reintroduzione di *fiducia* e *attese*, i tweet realmente associati a queste emozioni, che nell’esperimento precedente ricadevano sulle positive rimanenti, sono correttamente distribuiti e di conseguenza il numero di veri positivi relativo a *gioia* e *sorpresa* è diminuito.

Coerentemente con quanto rilevato per la Recall, anche i valori di Precision hanno subito un notevole incremento nei confronti di quelli relativi al CORPUS BASE. L’incremento, come già osservato in relazione al CORPUS SEI_EMO è sicuramente dovuto a un calo dei falsi negativi e all’aumento delle corrette associazioni predette tra tweet ed emozioni. Di conseguenza anche i valori di F-Measure si attestano in un range più ristretto, tra 0,40 e 0,50, e risultano quindi più bilanciati ed eterogenei; tuttavia, il valore più alto, dovuto alla media armonica dei due valori più alti di Precision e Recall, è sempre attestato per una delle due emozioni più problematiche, *attese*.

Osservati

<i>Realì</i>		Tri.	Att.	Sor.	Rab.	Pau.	Fid.	Gioia	Disg.	None	Tot.
	Tri.	62	17	8	2	11	42	22	16	4	184
	Att.	17	107	12	18	7	15	15	22	6	219
	Sor.	13	15	83	12	5	18	11	21	5	183
	Rab.	2	12	8	79	3	44	24	14	4	190
	Pau.	5	10	7	3	45	29	12	11	3	125
	Fid.	17	11	21	21	8	115	8	27	8	236
	Gioia	19	22	46	18	8	8	94	24	8	247
	Disg.	1	13	8	1	6	38	16	90	5	178
	None	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Tot.	136	207	193	154	93	309	202	225	43	1562

TABELLA 3.12: Validazione CORPUS MEAN

Emozione	P	R	F-measure
Tristezza	0,46	0,34	0,39
Attese	0,52	0,49	0,50
Sorpresa	0,43	0,45	0,44
Rabbia	0,51	0,42	0,46
Paura	0,48	0,36	0,41
Fiducia	0,37	0,49	0,42
Gioia	0,47	0,38	0,42
Disgusto	0,40	0,51	0,45
Mean	0,45	0,43	0,44

TABELLA 3.13: Precision, Recall e F-Measure nel CORPUS MEAN

3.4 Discussione dei risultati

Come rilevato nell'esperimento di espansione dell'Italian Emotive Lexicon (Capitolo 2), emozioni come *fiducia* e *attese* si rivelano problematiche sia dal punto di vista della comprensione e dell'individuazione dell'associazione da parte degli annotatori, sia per quanto riguarda l'individuazione di termini e tweet ad esse associati. Determinando l'*emozione reale* a partire dal CORPUS CF, annotato manualmente mediante crowdsourcing, come emozione con valore massimo più alto, la validazione del CORPUS BASE ha messo in luce una funzione di "attrazione" di queste due emozioni rispetto alle altre. Su un totale di 1.001 tweet, in 443 casi il risultato del sistema di classificazione automatica ha fornito risultati in linea con il *golden corpus*. Tuttavia il numero maggiore di associazioni, per tutte le emozioni, è dirottato su *fiducia* e *attese* e la F-Measure totale è di 0,25.

Al fine di indagare il comportamento delle due emozioni in questione e soprattutto la loro influenza sulle altre sei, è stato creato e validato, mediante le medesime procedure utilizzate per il CORPUS BASE, il CORPUS SEI_EMO. Come era prevedibile, l'esclusione di queste due emozioni ha permesso di ottenere 708 corrette associazioni `<tweet,emozione>` su un totale di 1.001.

Ipotizzata la possibile causa del divario tra emozioni, è stato scelto di operare una normalizzazione dei dati a partire dai valori dei coseni associati ai termini emotivi reperiti dall'elenco COSENI IRUN. La soluzione adottata, che prevede il calcolo delle medie dei coseni sui relativi totali raggruppati per emozioni, si è rivelata particolarmente efficiente.

La Figura 3.6 confronta i valori di F-Measure di ogni emozione per i tre corpora studiati. Come è possibile notare, prendendo in considerazione le barre relative al CORPUS

BASE, in grigio chiaro, e al CORPUS MEAN, in grigio scuro, tutte le emozioni presentano incrementi.

Nella Tabella 3.14 sono riportati, per ogni emozione, i valori relativi alla F-Measure nel CORPUS BASE, nel CORPUS MEAN e i relativi incrementi. Tutti i dati relativi al CORPUS BASE subiscono, attraverso la normalizzazione operata sui coseni e l'applicazione della soglia alla classe di maggioranza, un incremento medio di circa +0,20, le uniche emozioni che presentano incrementi molto inferiori alla media sono la *fiducia* e le *attese*.

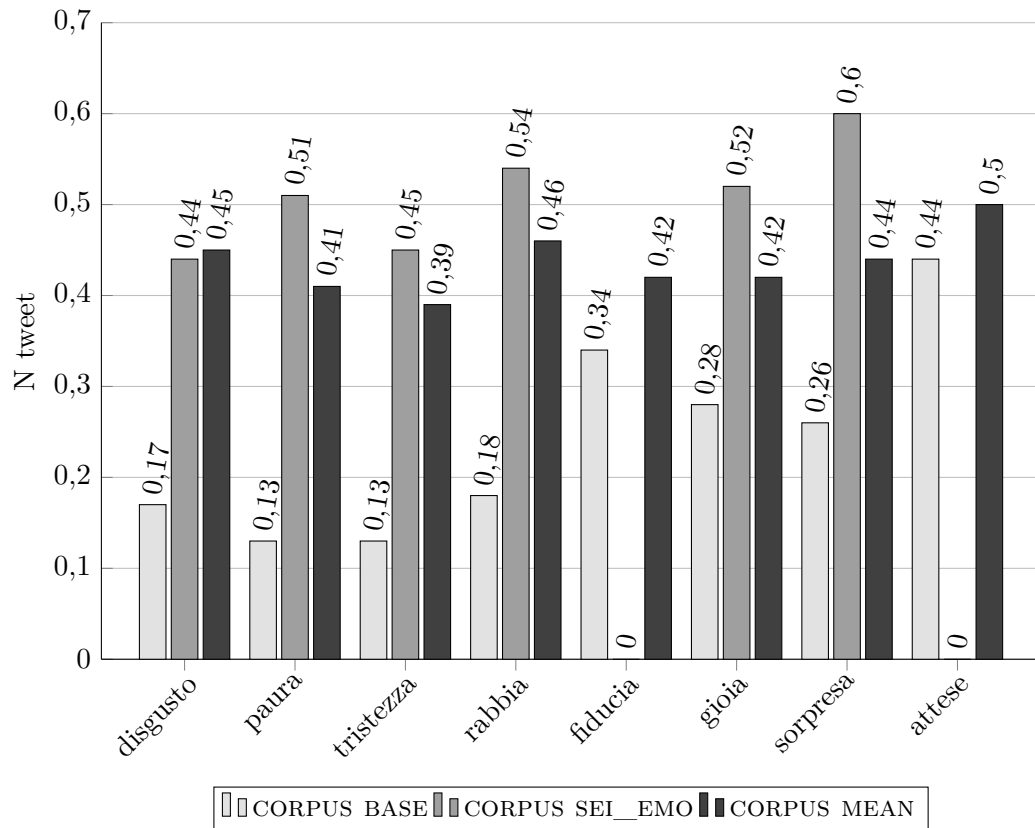


FIGURA 3.6: F-Measure per emozione nei tre corpora annotati automaticamente

Emozione	F1 Base	F1 Mean	Diff.
Paura	0,13	0,41	+0,28
Tristezza	0,13	0,39	+0,26
Rabbia	0,18	0,46	+0,28
Attese	0,44	0,50	+0,06
Gioia	0,28	0,42	+0,14
Sorpresa	0,26	0,44	+0,18
Disgusto	0,17	0,45	+0,28
Fiducia	0,34	0,42	+0,08

TABELLA 3.14: Incremento F-Measure dal CORPUS BASE al CORPUS MEAN

Dagli esperimenti condotti è possibile sostenere che la metodologia utilizzata, a partire dalla costruzione del corpus dei tweet per i quali si vuole determinare un'associazione emotiva, conduce a risultati positivi. Appare tuttavia evidente che, partendo dai dati in possesso, sono state riscontrate difficoltà in relazione a emozioni come *attese* e *fiducia* e che in fase di svolgimento dei processi che le coinvolgono, i valori ad essere relativi debbano essere normalizzati mediante procedure analoghe al calcolo delle medie o la presa in considerazione del *rank* dei coseni reperiti in COSENI IRUN, piuttosto che dei valori.

Capitolo 4

Conclusioni e futuri sviluppi

Nello svolgimento di questa tesi sono stati proposti un modello semi-automatico per l'espansione di un lessico emotivo di base esistente e un esperimento di Emotion Detection su dati provenienti da social network.

Il modello di espansione, partendo da un ristretto numero di termini sinonimi delle otto emozioni di base derivate dalla teoria psicologica di Plutchik, si avvale degli spazi semantici distribuzionali al fine di individuare termini fortemente emotivi. La validazione effettuata, attraverso il contributo di annotatori esterni su piattaforme di crowdsourcing, ha permesso di valutare i dati ottenuti. I risultati hanno confermato che modello sviluppato è in grado di operare con valori di Precisione anche molto alti, che si attestano in un range compreso tra lo 0,5 e 0,85, e che i termini reperiti durante l'esperimento apportano miglioramenti rispetto ai dati di partenza, confermando la bontà della metodologia.

L'esperimento di Emotion Detection è stato svolto su dati testuali tratti da Twitter, a partire dall'individuazione di Topic Trend di varia tipologia. All'interno di un corpus costituito da 1.001 tweet, sono stati ricercati termini emotivi annotati e individuati mediante il modello distribuzionale precedentemente proposto, al fine di associare a ogni micro-testo l'emozione che esso evoca. Sfruttando i principi del crowdsourcing è stato possibile annotare un *gold corpus* che è stato utilizzato come riferimento per la valutazione della prestazioni del sistema e la correttezza delle annotazioni ottenute automaticamente. La validazione ha determinato la positività della metodologia e delle

scelte operate durante lo svolgimento del processo, come per esempio la normalizzazione dei dati e l'introduzione di una soglia nel *gold corpus*, presentando valori di corretta associazione $\langle \text{tweet}, \text{emozione} \rangle$ compresi tra 74 e 115 (ad esclusione di una sola emozione per la quale si registra un valore di 45) e una percentuale di Accuratezza Totale del 67,5%.

In entrambi i lavori sono state rilevate difficoltà nel trattamento di due specifiche emozioni (*fiducia* e *attese*), che hanno portato, nel secondo esperimento, alla necessità di attuare una procedura di normalizzazione sui dati ottenuti mediante il modello distribuzionale. Difficoltà analoghe erano state riscontrate nel corso dello svolgimento del progetto che ha determinato la costruzione dell'Italian Emotive Lexicon, nonostante i test effettuati non mettessero in luce alcuna differenza statisticamente rilevante tra le otto emozioni. Le problematiche potrebbero essere principalmente imputate alla difficoltà intrinseca della comprensione delle due specifiche emozioni, anche da parte degli annotatori. Tuttavia appare utile un'ulteriore indagine sulle motivazioni delle discrepanze tra *fiducia-attese* e le altre emozioni e sulle possibili soluzioni in merito al trattamento dei dati per attuare particolari accorgimenti, che possono riguardare differenti fasi del processo, come il reperimento dei *seed*, la costruzione degli spazi semantici vettoriali o la normalizzazione dei dati.

Gli esperimenti svolti dimostrano la possibilità di costruire o ampliare risorse emotive a partire da un ristretto numero di termini e a basso costo grazie anche alle tecniche di crowdsourcing. Appare interessante la possibilità rendere il modello distribuzionale dinamico e aggiornabile; futuri sviluppi potrebbero riguardare un'applicazione delle metodologie su grandi quantità di dati al fine di espandere considerevolmente risorse emotive, creare risorse emotive per lingue che ne sono attualmente sprovviste o anche arricchire il modello dal punto di vista semantico.

Appendice A

Appendice

A.1 Top 5 Aggettivi, sostantivi e verbi

Emo.	Agg.	Cos	Verbi	Cos	Sost.	Cos
Gioia	gioioso	0,85	rallegrare	0,60	gioia	0,83
	scanzonato	0,68	consolare	0,54	ilarità	0,73
	spiritoso	0,66	apprezzare	0,53	tenerezza	0,72
	scherzoso	0,65	applaudire	0,53	meraviglia	0,70
	disinvolto	0,62	rammentare	0,53	commozione	0,69
Rabbia	insofferente	0,72	inveire	0,59	impazienza	0,80
	impaziente	0,67	maltrattare	0,58	dispetto	0,76
	permaloso	0,66	offendere	0,56	rancore	0,75
	geloso	0,66	ingiuriare	0,53	insofferenza	0,74
	antipatico	0,65	bastonare	0,52	antipatia	0,74
Sorpresa	perplesso	0,81	stupefare	0,82	sgomento	0,74
	sgomento	0,73	sconcertare	0,81	trepidazione	0,74
	allibito	0,73	rimanere	0,79	turbamento	0,74
	preoccupato	0,72	indignare	0,74	commozione	0,74
	sconvolto	0,72	guardare	0,73	presentimento	0,73

Tabella A.1 – *Continua nella pagina successiva*

Tabella A.1 – *Continua dalla pagina precedente*

Disgusto	immondo	0,60	scandalizzare	0,63	fetore	0,84
	malsano	0,58	indignare	0,53	escremento	0,83
	insopportabile	0,58	disapprovare	0,50	putrefazione	0,82
	orribile	0,56	criticare	0,49	carogna	0,74
	indegno	0,52	biasimare	0,49	miasma	0,74
Paura	impotente	0,60	stupefare	0,70	disorientamento	0,82
	inquieto	0,57	scioccare	0,68	angoscia	0,81
	infelice	0,55	sbalordire	0,68	turbamento	0,79
	diffidente	0,53	sconcertare	0,66	prostrazione	0,79
	spaesato	0,53	disorientare	0,65	inquietudine	0,78
Tristezza	triste	0,80	deludere	0,78	tristezza	0,91
	tetro	0,65	amareggiare	0,75	sconforto	0,88
	sconsolato	0,62	angosciare	0,72	disperazione	0,88
	pessimistico	0,61	frustrare	0,71	angoscia	0,88
	angoscioso	0,59	sfiduciare	0,71	inquietudine	0,87
Fiducia	disinteressato	0,65	domandare	0,64	serietà	0,91
	rispettoso	0,65	dubitare	0,59	prudenza	0,90
	laborioso	0,64	meravigliare	0,58	mitezza	0,89
	disciplinato	0,63	rammentare	0,56	costanza	0,89
	zelante	0,62	supporre	0,56	abnegazione	0,88
Attese	inquieto	0,70	sforzare	0,56	oracolo	0,77
	ansioso	0,58	confortare	0,56	premonizione	0,74
	desideroso	0,56	degnare	0,55	preveggenza	0,73
	entusiasta	0,56	distogliere	0,55	auspicio	0,72
	dubbioso	0,55	appagare	0,54	arcano	0,71

TABELLA A.1: Primi 5 aggettivi, sostantivi e verbi, corredati dal punteggio di associazione, calcolato come la somiglianza del coseno tra il termine e il vettore centroidale corrispondente.

A.2 Precisione IRUN & IIRUN

Emo	PoS	TP	FP	P
Gioia	s	40	10	0,80
	v	33	17	0,66
	a	45	5	0,90
Rabbia	s	41	9	0,82
	v	43	7	0,86
	a	38	12	0,76
Sorpresa	s	22	28	0,44
	v	36	14	0,72
	a	28	22	0,56
Disgusto	s	41	9	0,82
	v	31	19	0,62
	a	45	5	0,90
Paura	s	33	17	0,66
	v	32	18	0,64
	a	36	14	0,72
Tristezza	s	42	8	0,84
	v	39	11	0,78
	a	43	7	0,86
Fiducia	s	21	29	0,42
	v	9	41	0,18
	a	34	15	0,69
Attese	s	34	16	0,68
	v	28	21	0,57
	a	21	29	0,42

TABELLA A.2: Veri positivi, falsi positivi e Precisione IRUN

Emo	PoS	TP	FP	P
Gioia	s	37	13	0,74
	v	33	17	0,66
	a	45	5	0,90
Rabbia	s	41	9	0,82
	v	43	4	0,92
	a	37	13	0,74
Sorpresa	s	21	29	0,42
	v	36	14	0,72
	a	27	23	0,54
Disgusto	s	41	9	0,82
	v	26	24	0,52
	a	46	4	0,92
Paura	s	38	12	0,76
	v	32	18	0,64
	a	39	11	0,78
Tristezza	s	42	8	0,84
	v	36	14	0,72
	a	41	9	0,82
Fiducia	s	20	30	0,40
	v	22	28	0,44
	a	33	17	0,66
Attese	s	30	20	0,60
	v	23	27	0,46
	a	26	24	0,52

TABELLA A.3: Veri positivi, falsi positivi e Precisione IIRUN

A.3 Media Cos irun & iirun e differenza

Emozione	PoS	CosIRun	CosIIRUN	CosIIRUN-CosIRun
Gioia	sostantivi	0,651	0,679	0,028
	verbi	0,492	0,531	0,038
	aggettivi	0,540	0,571	0,031
	<i>aggr. Pos</i>	0,564	0,595	+0,032
Rabbia	sostantivi	0,676	0,708	0,033
	verbi	0,512	0,513	0,001
	aggettivi	0,559	0,580	0,021
	<i>aggr. Pos</i>	0,582	0,600	+0,018
Sorpresa	sostantivi	0,658	0,689	0,031
	verbi	0,645	0,677	0,032
	aggettivi	0,605	0,608	0,003
	<i>aggr. Pos</i>	0,635	0,657	+0,022
Disgusto	sostantivi	0,565	0,642	0,077
	verbi	0,465	0,486	0,021
	aggettivi	0,527	0,533	0,005
	<i>aggr. Pos</i>	0,524	0,555	+0,034
Paura	sostantivi	0,728	0,709	-0,019 *
	verbi	0,613	0,623	0,01
	aggettivi	0,515	0,517	0,002
	<i>aggr. Pos</i>	0,616	0,613	-0,002 *
Tristezza	sostantivi	0,769	0,801	0,032
	verbi	0,530	0,599	0,069
	aggettivi	0,533	0,540	0,007
	<i>aggr. Pos</i>	0,612	0,648	+0,036
Fiducia	sostantivi	0,723	0,847	0,124
	verbi	0,428	0,571	0,143
	aggettivi	0,522	0,566	0,043
	<i>aggr. Pos</i>	0,575	0,665	+0,103
Attese	sostantivi	0,607	0,622	0,015
	verbi	0,502	0,511	0,009
	aggettivi	0,482	0,537	0,056
	<i>aggr. Pos</i>	0,540	0,563	+0,0266
Macro Avg	<i>aggr. Pos</i>	0,581	0,610	+0,033

TABELLA A.4: Media coseni IRUN e IIRUN e differenza tra media del coseno IRUN e IIRUN

Bibliografia

- Alm, C. O., Roth, D., and Sproat, R. (2005). Emotions from text: Machine learning for text-based emotion prediction. In *Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing, HLT '05*, pages 579–586, Stroudsburg, PA, USA. Association for Computational Linguistics.
- Attardi, G., Dei Rossi, S., Dell’Orletta, F., and Vecchi, E. M. (2009). The tanl named entity recognizer at evalita 2009. In *Proceedings of Workshop Evalita’09-Evaluation of NLP and Speech Tools for Italian*.
- Balahur, A., Hermida, J. M., and Montoyo, A. (2011). Detecting implicit expressions of sentiment in text based on commonsense knowledge. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Computational Approaches to Subjectivity and Sentiment Analysis, WASSA*, pages 53–60. Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA.
- Baroni, M. (2010). The paisà project. In *Proceedings of the 11th AI*IA Symposium on Artificial Intelligence*, Brescia, Italy. AI*IA.
- Baroni, M., Bernardini, S., Comastri, F., Piccioni, L., Volpi, A., Aston, G., and Mazzoleni, M. (2004). Introducing the “la repubblica” corpus: A large, annotated, tei(xml)-compliant corpus of newspaper italian. In *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation*. European Language Resources Association (ELRA).
- Baroni, M., Bernardini, S., Ferraresi, A., and Zanchetta, E. (2009). The wacky wide web: A collection of very large linguistically processed webcrawled corpora. language resources and evaluation.
- Benotto, G. (2013). Modelli distribuzionali delle relazioni semantiche: il caso dell’iperonimia. *Animali, Umani, Macchine. Atti del convegno 2012 del CODISCO*.

- Bollen, J., Mao, M., and Zeng, X. (2011). Twittermood predicts the stockmarket. *Journal of Computational Science*, 2:1–8.
- Ceron, A., Curini, L., and Iacus, S. M. (2014). *Social Media e Sentiment Analysis. L'evoluzione dei fenomeni sociali attraverso la Rete*, chapter Capitolo 2: Opinion Mining e integrated Sentiment analysis, page 27. Springer-Verlag Italia.
- Church, K. W. and Hanks, P. (1990). Word association norms, mutual information, and lexicography. *Comput. Linguist.*, 16(1):22–29.
- Devlin, J. T., Gonnerman, L. M., Andersen, E. S., and Seidenberg, M. S. (1998). Category-specific semantic deficits in focal and widespread brain damage: A computational account. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 10:77–94.
- Dora, L. D. (2015). Digital, social e mobile 2015: tutti i numeri globali, e italiani. [<http://wearesocial.it/> Online; accessed 25-Maggio-2015].
- Dreon, R. (2010). Linguaggio e corpo delle emozioni. dewey, nussbaum e la lingua di saba. *AISTHESIS*, 1:83–110.
- D'Urso, V. and Trentin, R. (1998). *Introduzione alla psicologia delle emozioni*. Laterza.
- Easley, D. and Kleinberg, J. (2010). *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning About a Highly Connected World*. Cambridge University Press.
- Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. *Cognition and Emotion*, 6(3):169–200.
- Ekman, P. and Friesen, W. V. (1971). Constants across cultures in the face and emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*.
- Ekman, P., Sorenson, R., and Friesen, W. V. (1969). Pan-cultural elements in facial displays of emotion. *Science*, 164:86–88.
- Elliott, C. D. (1992). *The Affective Reasoner: A Process Model of Emotions in a Multi-agent System*. PhD thesis, Northwestern University, Evanston, IL, USA. UMI Order No. GAX92-29901.
- Evert, S. (2008). Corpora and collocations. *Corpus Linguistics. An International Handbook*, 2:223–233.

- Fellbaum, C. (1998). *WordNet: An Electronic Lexical Database*. Language, speech, and communication. MIT Press.
- Firth, J. R. (1957). A synopsis of linguistic theory 1930-55. *Studies in Linguistic Analysis (special volume of the Philological Society)*, 1952-59:1-32.
- Garrard, P., Lambon-Ralph, M. A., Watson, P. C., Powis, J., Patterson, K., and Hodges, J. R. (2001). Longitudinal profiles of semantic impairment for living and non-living concepts in dementia of alzheimer's type. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 13:892-909.
- Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., and Witten, I. H. (2009). The weka data mining software: An update. *SIGKDD Explor. Newsl.*, 11(1):10-18.
- Hatzivassiloglou, V. and McKeown, R. K. (1997). Predicting the semantic orientation of adjectives. In *Proceedings of the Eighth Conference on European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, EACL '97, pages 174-181, Stroudsburg, PA, USA. Association for Computational Linguistics.
- Howe., J. (2006). Crowdsourcing: A definition.
- Kim, S. M., Valitutti, A., and Calvo, R. A. (2010). Evaluation of unsupervised emotion models to textual affect recognition. In *Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text*, pages 62-70. Association for Computational Linguistics.
- Ledoux, J. (1996). *The emotional brain*. Simon and Shuster, New York.
- Lenci, A. (2009). Spazi di parole: metafore e rappresentazioni semantiche. *Paradigmi*, page 1.
- Liu, C., Yang, T., Hsieh, C., and Soo, V. (2009). Towards text-based emotion detection: A survey and possible improvements. In *International Conference on Information Management and Engineering*.
- Magnini, B. and Cavaglià, G. (2000). Integrating subject field codes into wordnet. In *Proceedings of LREC-2000, the Second International Conference on Language Resources and Evaluation*. Athens, Greece. LREC.

- McCallum, A. K. (2002). Mallet: A machine learning for language toolkit. <http://mallet.cs.umass.edu>.
- Miller, G. A. (1995). Wordnet: A lexical database for english. *Communications of the ACM*, 38(11):39–41.
- Mohammad, S. and Turney, P. D. (2013). Crowdsourcing a word-emotion association lexicon. *CoRR*, abs/1308.6297.
- Mohammad, S. M. (2011). From once upon a time to happily ever after: Tracking emotions in novels and fairy tales. In *Proceedings of the 5th ACL-HLT Workshop on Language Technology for Cultural Heritage*.
- Mohammad, S. M. and Turney, P. D. (2010). Emotions evoked by common words and phrases: using mechanical turk to create an emotion lexicon. In *Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text, CAAGET*, pages 26–34. Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA.
- Mohammad, S. M. and Yang, T. (2011). Tracking sentiment in mail: How genders differ on emotional axes. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Computational Approaches to Subjectivity and Sentiment Analysis (WASSA)*, pages 70–79.
- Mulcrone, K. (2012). Detecting emotion in text. [Online; accessed 25-Maggio-2015].
- Neviarouskaya, A., Prendinger, H., and Ishizuka, M. (2009). Compositionality principle in recognition of fine-grained emotions from text. In *Proceedings of the Third International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2009, San Jose, California, USA, May 17-20, 2009*.
- Nowlis, V. and Nowlis, H. (1956). The description and analysis of mood. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 65:345—355.
- Nussbaum, M. (2010). *Upheavals of Thought: The Intelligence of Emotions*. Cambridge University Press.
- Ortega, R., Fonseca, A., and Montoyo, A. (2013). Ssa-uo: Unsupervised twitter sentiment analysis reynier. In *Second Joint Conference on Lexical and Computational*

- Semantics (SEM)*, volume Volume 1: Proceedings of the Main Conference and the Shared Task: Semantic Textual Similarity, pages 501–507.
- Ortony, A., Clore, G. L., and Foss, M. A. (1987). The psychological foundations of the affective lexicon. *Journal of Personality and Social Psychology*, 53:751–766.
- Ortony, A. and Turner, T. J. (1990). What’s basic about basic emotions? *Psychological review*, 74:431–461.
- Pak, A. and Paroubek, P. (2010). Twitter as a corpus for sentiment analysis and opinion mining. In *Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation*.
- Pang, B. and Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. In *Foundations and Trends in Information Retrieval*, volume 2, pages 1–135.
- Pestian, J. P., Matykiewicz, P., Linn-Gust, M., Wiebe, J., Cohen, K., Brew, C., Hurdle, J., Uzuner, O., and South, B. (2012). Sentiment analysis of suicide notes: A shared task. *Biomedical Informatics Insights*, 5:3–16.
- Plutchick, R. (1980). Emotion: Theory, research, and experience. *A general psychoevolutionary theory of emotion*, 1(3):3–33.
- Plutchik, R. (1985). On emotion: The chicken-and-egg problem revisited. *Motivation and Emotion*, 9(2):197–200.
- Plutchik, R. (1991). *The Emotions*. University Press of America.
- Polajnar, T. and Clark, S. (2014). Improving distributional semantic vectors through context selection and normalisation. In *European Chapter of the ACL (ECL)*.
- Pollacci, L. (2014). Item, italian emotive lexicon. verso un lessico emotivo per la lingua italiana. Bachelor’s Degree.
- Read, J. (2004). *Recognising affect in text using pointwise-mutual information*. PhD thesis, University of Sussex.
- Reed, S. K. (1972). Pattern recognition and categorization. *Cognitive Psychology*, 3.
- Roberts, K. and Harabagiu, S. (2012). Statistical and similarity methods for classifying emotion in suicide notes. *Biomedical Informatics Insights*, 5 (Suppl. 1).

- Roberts, K., Roach, M. A., Johnson, J., Guthrie, J., and Harabagiu, S. M. (2012). Empatweet: Annotating and detecting emotions on twitter. In *Proceedings of the Eight International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'12)*, Istanbul, Turkey. European Language Resources Association (ELRA).
- Sebe, N., Cohen, I., and Netherl, T. (2005). Multimodal approaches for emotion recognition: a survey. In Santini, S., Schettini, R., and Gevers, T., editors, *Internet Imaging VI: Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, volume 5670, pages 56–67. SPIE.
- Shivhare, S. N. and Khethawat, S. (2012). Emotion detection from text. *CS and IT*, 05:371–377.
- Strapparava, C. and Mihalcea, R. (2008). Learning to identify emotions in text. In *Proceedings of the ACM Conference on Applied Computing*, pages 105–114.
- Strapparava, C. and Valitutti, A. (2004a). Wordnet-affect: an affective extension of word-net. In *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation. Lisbon, Portugal*, pages 1083–1086. ELRA.
- Strapparava, C. and Valitutti, A. (2004b). Wordnet-affect: an affective extension of wordnet. In *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation*, pages 1083–1086, Lisbon, Portugal. European Language Resources Association (ELRA).
- Thelwall, M., Wilkinson, D., and Uppal, S. (2009). Data mining emotion in social network communication: Gender differences in myspace. *American Society for Information Science and Technology*, 61:190–199.
- Turney, P. D. and Littman, M. L. (2003). Measuring praise and criticism: Inference of semantic orientation from association. *ACM Trans. Inf. Syst.*, 21(4):315–346.
- Wiebe, J. M. (1994). Tracking point of view in narrative. In *Computational Linguistics*, volume 2(20), pages 233–287.
- Young, F. and Hamer, R. M. (1987). *Multidimensional Scaling: History, Theory and Applications*. Erlbaum, New York.